



Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios

TESIS DOCTORAL

que, para obtener el Grado de Ph.D.

DOCTOR EN ECONOMÍA Y FINANZAS

PRESENTA

Carlos Augusto Murcia Diaz

ASESOR

Dr. MARCO ANTONIO ZAMORA ANTUÑANO

México, 2025

La presente Tesis Doctoral debe ser citada como:

Murcia Diaz, Carlos Augusto (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios* [Tesis de Doctorado de la Universidad de Investigación e Innovación de México - UIIX]



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivar 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)

Se permite la reproducción total o parcial y la comunicación pública de la obra con reconocimiento de la autoría y mención de la Universidad de Investigación e Innovación de México - UIIX.

No se permite el uso comercial ni la creación de obras derivadas.

Resumen.

La creciente incidencia de la insolvencia en las empresas del sector de servicios en Colombia que, al finalizar el primer trimestre de 2022, registró 1.086 casos, ha tenido un impacto significativo tanto en el empleo -afectando a más de 85.943 puestos de trabajo- como en la contribución al Producto Interno Bruto (PIB) nacional. Este fenómeno resalta la necesidad crítica de desarrollar herramientas efectivas que permitan prever y atenuar estos eventos adversos. En este contexto, se ha elaborado un modelo econométrico de regresión logit basado en ratios financieros, el cual ha demostrado una precisión en la predicción del riesgo de insolvencia del 85,71%, superando las expectativas iniciales.

En el estudio se empleó el método hipotético-deductivo en un entorno de investigación positivista, asegurando un enfoque objetivo y cuantitativo para el análisis de los datos. La investigación confirmó que ciertas ratios financieras, como la Rentabilidad de Activos (ROA) y el Margen de Utilidad Bruta, son predictores fuertes del riesgo de insolvencia. Asimismo, se determinó que la antigüedad de las empresas disminuye la probabilidad de enfrentar insolvencia, incrementando la protección con cada año adicional de operación. Esta investigación no solo aporta al campo financiero con herramientas predictivas válidas, sino que también enfatiza la necesidad de un análisis continuo y detallado de ratios financieras para prevenir la insolvencia, contribuyendo así a la estabilidad económica y la sostenibilidad de las empresas en el entorno colombiano.

Palabras clave: Insolvencia empresarial, Predicción del riesgo, Ratios financieros, Regresión logit, Sector servicios Colombia.

Abstract.

The escalating incidence of corporate insolvency within Colombia's service sector—which recorded 1,086 cases by the end of the first quarter of 2022—has significantly impacted both employment, affecting over 85,943 jobs, and the national Gross Domestic Product (GDP) contribution. This phenomenon underscores the critical need to develop effective tools for anticipating and mitigating these adverse events. In response, an econometric logit regression model based on financial ratios was developed, achieving an 85.71% accuracy in predicting insolvency risk and exceeding initial expectations.

This study employed the hypothetico-deductive method within a positivist research framework, ensuring an objective and quantitative approach to data analysis. The investigation confirmed that specific financial ratios, such as Return on Assets (ROA) and Gross Profit Margin, are strong predictors of insolvency risk. Furthermore, the study determined that a firm's age reduces the probability of facing insolvency, with each additional year of operation increasing protection. This research contributes valid predictive tools to the financial field. Furthermore, it underscores the necessity of continuous and detailed financial ratio analysis for insolvency prevention, thereby promoting the economic stability and sustainability of Colombian enterprises.

Keywords: Corporate insolvency, Risk prediction, Financial ratios, Logit regression, Colombian service sector.

Agradecimientos.

A la Universidad de Investigación e Innovación de México (UIIX) y a su excelente grupo de docentes, quienes con cada lección aportaron lo mejor de sí mismos durante esta etapa de formación.

A los doctores Marco Antonio Zamora Antuñano, Daniel Domínguez Machuca, Ricardo Colmenares y, por supuesto, a la doctora María Esther Alcántara, por sus consejos, orientaciones y el valioso tiempo que han dedicado al servicio de la educación y formación en Latinoamérica.

Dedicatorias.

A Dios, quien me concedió la sabiduría, la perseverancia y la disciplina para afrontar cada una de las etapas necesarias en el desarrollo de este proceso de formación.

A mis incansables ganas de aprender y crecer, de fijarme metas cada vez más altas, lo cual ha hecho que, en mí, aflore una fuerza mágica llamada autodisciplina y perseverancia. Estas virtudes me han traído hasta este momento de mi vida, en el que me siento orgulloso de saber que no hay imposibles, excepto creer que no se puede. Por eso, creo firmemente que cualquier objetivo claro, con una pizca de perseverancia, se logra.

A mis padres, quienes con su gran corazón me han enseñado los principios y valores necesarios para ser la persona que soy. Entre muchos, siempre destacaré la responsabilidad, el respeto, la honradez, la lealtad, el liderazgo y el trabajo constante.

A mi esposa, por su apoyo y comprensión. Ana, gracias a ti, porque, aunque el camino no ha sido fácil, hemos sabido disfrutarlo juntos. Espero que estos logros sean un motivo más de felicidad para nosotros.

A mi hermana y a mis sobrinos, Martín y Mateo, a quienes les pido que definan objetivos claros y persigan los deseos de su corazón, siempre de la mano de la disciplina. Este logro es para ustedes un ejemplo de motivación y orgullo. Crean en sus fortalezas.

A mi tío Orlando, quien me enseñó matemáticas. Recuerdo con mucho cariño sus lecciones sobre las tablas de multiplicar.

A cada una de las personas que han estado presentes en mi vida, les agradezco haberme concedido la dicha de disfrutar juntos los desafíos de la vida en el vasto y efímero espacio-tiempo. Cada instante ha sido fundamental en la construcción de mi presente.

Por último, no he encontrado mejor amigo, gran aliado y mentor máspreciado que la pasión por la lectura. En esta actividad, que he adoptado como hábito de vida, encontré todo aquello que anhelaba de la vida. Así que, como filosofía de vida, he optado por nunca dejar de aprender y aplicar el conocimiento.

ÍNDICE GENERAL

Contenido

INTRODUCCIÓN.....	15
CAPÍTULO 1. PROYECCIÓN DE LA INVESTIGACIÓN.	18
1.1. Línea de investigación de la Universidad de Innovación e Investigación de México y su ámbito de estudio.....	18
1.2. Planteamiento del problema.....	18
1.2.1. Evento	23
1.2.2. Patrón	23
1.2.3. Estructura (causa-efecto).....	24
1.2.4. Modelo mental.....	25
1.2.5. Visión.....	27
1.3. Formulación del problema (Pregunta de investigación).....	28
1.4. Justificación.....	28
1.5. Objeto de estudio.....	32
1.6. Campo de acción.....	33
1.7. Objetivos.....	33
1.7.1. Objetivo General.....	33
1.7.2. Objetivos Específicos.....	33
1.8. Hipótesis.....	34
1.8.1. Hipótesis Nula H_0	34

1.8.2. Hipótesis Alternativa H_1	34
1.9. Alcance temático.....	35
1.9.1. Alcance y contribución al conocimiento científico.....	35
1.9.2. Limitaciones.....	36
1.10. Delimitación Espacial y Temporal.....	39
1.10.1. Delimitación Espacial	39
1.10.2. Delimitación Temporal	39
CAPÍTULO 2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS REFERENCIALES.	40
2.1. Estado del arte.	40
2.2. Marco Teórico.	48
2.2.1. Insolvencia empresarial	48
2.2.2. Teorías explicativas.....	51
2.2.3. Métodos y modelos de predicción.....	57
2.2.4. Perspectivas teóricas de las variables.....	71
2.3. Marco Conceptual.	107
2.3.1. Enfoque temático del estudio.....	107
2.3.2. Bancarrota empresarial	108
2.3.3. Insolvencia empresarial	108
2.3.4. Insolvencia técnica, crónica o definitiva	109
2.3.5. Problematización y alcance	110

2.3.6. Propuesta de aproximación a una solución del problema	111
2.3.7. Interrogantes.....	113
2.3.8. Glosario de términos relevantes	114
2.4. Marco Contextual.....	117
2.5. Marco Legal y Normativo.	125
CAPÍTULO 3. FUNDAMENTOS METODOLÓGICOS Y RESULTADOS DE INVESTIGACIÓN.....	128
3.1. Cuadro Operacionalización de variables.	128
3.1.1. Matriz de congruencia	134
3.2. Diseño metodológico.	138
3.2.1. Método racional de análisis	138
3.2.2. Definición del enfoque, diseño y tipo de investigación de la tesis.	138
3.2.3. Definición de métodos, técnicas e instrumentos de obtención de datos.	145
3.2.4. Determinación de la muestra y su criterio de selección.....	153
3.3. Trabajo de campo.....	156
3.3.1. Procedimiento de recolección de datos	157
3.3.2. Procesamiento y análisis de la información	158
3.3.3. Validación del modelo y aplicación de los resultados	158
3.3.4. Limitaciones y Consideraciones Finales	159
3.4. Aplicación de los instrumentos.	159

3.5. Procesamiento de la información.....	160
3.6. Análisis de los resultados en los datos obtenidos.....	161
3.6.1. Análisis descriptivo.....	161
3.6.2. Identificación de variables predictoras.....	164
3.6.3. Análisis de correlación	167
3.6.4. Propuestas de modelos logit	171
3.6.5. Evaluación de la calidad de ajuste de los modelos propuestos	181
3.6.6. Estructuración del modelo.....	182
3.6.7. Predictibilidad del modelo	186
3.6.8. Evaluación de la predictibilidad.....	187
3.7. Redacción de resultados y discusión.....	195
CAPÍTULO 4. PROPUESTA DE TRANSFORMACIÓN.....	199
4.1. Fundamentación de la propuesta de transformación.....	199
4.2. Estructura de la propuesta de transformación.....	200
4.3. Valoración, evaluación y validación de la propuesta de transformación.....	205
4.3.1. Pertinencia	205
4.3.2. Validación.....	206
4.3.3. Factibilidad	206
4.3.4. Indicadores, criterios de evaluación e instrumentación	207
4.3.5. Recursos necesarios	208

	10
4.3.6. Aplicabilidad y generalización.....	208
4.3.7. Acciones para la implementación de la propuesta	209
4.3.8. Novedad y originalidad.....	210
4.3.9. Cierre del capítulo.....	210
CONCLUSIONES.....	211
Resultados alcanzados por los objetivos específicos.....	213
Cumplimiento de cada objetivo	216
Aportes y contribuciones de la investigación.....	218
Consideraciones finales y cambio en el estado del problema.....	218
RECOMENDACIONES.....	219
Desde el punto de vista metodológico	222
Desde el punto de vista académico.....	222
Recomendaciones prácticas.....	223
BIBLIOGRAFÍA.....	224
OTRAS FUENTES CONSULTADAS	262
ANEXOS	264

ÍNDICE DE FIGURAS.

Figura 1 <i>Diagrama de iceberg para la problemática de insolvencia presente en las compañías colombianas de la sección “N” de servicios</i>	22
Figura 2 <i>Modelo mental del problema de investigación</i>	25
Figura 3 <i>Representación gráfica de la utilidad de los instrumentos</i>	148
Figura 4 <i>Proceso de selección de la muestra</i>	154
Figura 5 <i>Cronograma del trabajo de campo</i>	157
Figura 6 <i>Matriz de correlación</i>	168
Figura 7 <i>Matriz de correlación sin incluir variables altamente correlacionadas</i>	170

ÍNDICE DE GRÁFICAS.

Gráfico 1 <i>Procesos de insolvencia y empleos de las divisiones que conforman el macrosector de servicios</i>	20
Gráfico 2 <i>Curva ROC y AUC</i>	192

ÍNDICE DE TABLAS.

Tabla 1 <i>Procesos de insolvencia gestionados por macrosector en el primer trimestre del 2022</i>	19
Tabla 2 <i>Aportes de los estudios de predicción de la insolvencia con enfoque descriptivo</i>	41
Tabla 3 <i>Estudios de predicción de la insolvencia con metodología de aprendizaje automático y profundo</i>	43
Tabla 4 <i>Términos sobre los cuales se estudió la insolvencia empresarial</i>	49
Tabla 5 <i>Teorías y autores sobre predicción de insolvencia empresarial o semejantes</i>	77
Tabla 6 <i>Contraste de ratios financieras elegidas por investigadores</i>	86
Tabla 7 <i>Contraste de variables de control elegidas por investigadores</i>	104
Tabla 8 <i>Estudios abordados en tesis doctorales sobre la insolvencia empresarial o similares</i>	118
Tabla 9 <i>Operacionalización de las variables de estudio</i>	129
Tabla 10 <i>Matriz de congruencia</i>	135
Tabla 11 <i>Matriz de relación de las dimensiones e instrumentos aplicados a las variables de estudio</i>	143
Tabla 12 <i>Análisis descriptivo</i>	162
Tabla 13 <i>Valor informativo de las variables predictoras</i>	164
Tabla 14 <i>Coeficientes y métricas del modelo logit 1</i>	172
Tabla 15 <i>Coeficientes y métricas del modelo logit 2</i>	176
Tabla 16 <i>Coeficientes y métricas del modelo logit 3</i>	179
Tabla 17 <i>Resultados de la evaluación de los modelos logit propuestos</i>	181
Tabla 18 <i>Odds ratios del modelo estructurado</i>	183

Tabla 19 <i>Predicciones del modelo logit</i>	186
Tabla 20 <i>Proporción de las predicciones</i>	187
Tabla 21 <i>Tasa de errores en la clasificación</i>	191
Tabla 22 <i>Factor de inflación de la varianza de las variables independientes</i>	193
Tabla 23 <i>Indicadores, criterios de evaluación e instrumentación</i>	207

INTRODUCCIÓN

En Colombia, durante el primer trimestre de 2022, se registraron 3.428 procesos de insolvencia empresarial ante la Superintendencia de Sociedades (Superintendencia de Sociedades, 2022). Esta cifra subraya un problema económico que afecta no solo a las finanzas corporativas sino también al bienestar socioeconómico del país. Específicamente, el macrosector de Servicios, que aportó el 50,74% del PIB, se destacó no solo por su contribución económica sino también por ser el más impactado en términos de insolvencias, con 1.086 casos. Esto refleja su importancia dentro del contexto económico nacional.

La gravedad de esta situación se manifiesta particularmente en la sección "N" de la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU), versión 4, que incluye las Actividades de servicios administrativos y de apoyo. Esta división lideró en número de procesos de insolvencia, con 813 de los 1.086 casos del macrosector de Servicios, y también impactó significativamente en el empleo, afectando a 9.274 trabajadores, lo que corresponde al 52,73% del total de empleos en esta división (Superintendencia de Sociedades, 2022; Murcia, 2024). Este panorama resalta la necesidad urgente de abordar desde un enfoque científico y aplicado tanto las causas como las consecuencias de la insolvencia.

Ante este escenario, se identifica una deficiencia considerable en las herramientas disponibles para predecir y manejar el riesgo de insolvencia. Los modelos existentes, si bien son valiosos, no han logrado abordar adecuadamente las particularidades del sector de servicios en Colombia. En respuesta a esta necesidad, el presente estudio propone el diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo. Este modelo, que se fundamenta en el análisis de ratios financieras, busca mejorar la precisión en la predicción del riesgo de insolvencia, facilitando intervenciones tempranas que podrían prevenir futuras insolvencias.

La insolvencia empresarial representa un desafío económico y social de gran magnitud en Colombia. Según la Superintendencia de Sociedades, durante el primer trimestre de 2022 se tramitaron 3.428 procesos de insolvencia, de los cuales el 31,68% (1.086) corresponden al macrosector de servicios. Este fenómeno no solo afecta la estabilidad financiera de las compañías, sino que también compromete la generación de empleo y el crecimiento del Producto

Interno Bruto (PIB), impactando a sectores clave como agricultura, manufactura, comercio y construcción.

En particular, la sección “N” de la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU), que agrupa las actividades de servicios administrativos y de apoyo, ha sido una de las más afectadas. Dentro de este segmento, el 75% de las empresas que entraron en procesos de insolvencia presentaron problemas de liquidez y solvencia, lo que evidencia la necesidad de contar con herramientas predictivas que permitan anticipar y mitigar estos riesgos.

Bajo este contexto, la presente investigación se enmarca en la línea de Finanzas de la Universidad de Innovación e Investigación de México, enfocándose en la creación de modelos econométricos para la predicción del riesgo de insolvencia. El estudio propone el diseño de un modelo de regresión logit predictivo basado en información financiera de empresas colombianas registradas en la Superintendencia de Sociedades, con datos recopilados entre 2016 y 2021.

Los principales aportes de esta investigación radican en el desarrollo de un modelo ajustado a las características del sector de servicios en Colombia, proporcionando una herramienta que facilite la toma de decisiones estratégicas y fortalezca la resiliencia financiera de las empresas. Este modelo contribuirá a reducir la incertidumbre en la evaluación del riesgo de insolvencia, permitiendo a los actores del mercado y entidades reguladoras diseñar políticas y estrategias de prevención.

Para contextualizar la relevancia del estudio, se han revisado investigaciones previas sobre insolvencia empresarial publicadas en los últimos cinco años, incluyendo trabajos de Altman (1968) sobre modelos de predicción de quiebras, así como enfoques recientes de He et al. (2019) y Habib y Kayani (2022), quienes han explorado la relación entre las razones financieras y la probabilidad de insolvencia en distintos sectores.

Metodológicamente, la investigación adopta un enfoque prospectivo no experimental, aplicando un modelo hipotético-deductivo para evaluar las variables financieras que influyen en la insolvencia. Se incorpora un análisis histórico de las empresas, utilizando datos financieros de 2016 a 2021, lo cual permite un diagnóstico preciso y contextualizado del riesgo de insolvencia en la sección “N” de servicios en Colombia.

Aunque se reconocen ciertas limitaciones, como la exclusión de variables cualitativas y factores externos que podrían influir en los resultados, la metodología elegida asegura una aplicación directa y efectiva para evaluar el riesgo de insolvencia. Esto facilita intervenciones estratégicas orientadas a resolver una problemática que impacta profundamente al sector servicios y, por extensión, al tejido económico y social del país.

En conclusión, este estudio no solo cubre una laguna en la literatura existente al desarrollar un modelo adaptado a las condiciones locales y sectoriales, sino que también sirve como promotor para futuras investigaciones y aplicaciones prácticas que pueden transformar la gestión de riesgos en Colombia. Se espera que la investigación tenga un impacto positivo y duradero en la prevención de la insolvencia empresarial, contribuyendo así a la estabilidad y crecimiento económico del país.

La presente investigación está estructurada en cuatro capítulos:

1. **Capítulo 1: Proyección de la investigación:** Se presenta la justificación del estudio, el planteamiento del problema, la formulación de la pregunta de investigación y los objetivos propuestos. Además, se define el alcance temático, la delimitación espacial y temporal, y la hipótesis del estudio.
2. **Capítulo 2: Fundamentos teóricos referenciales:** Se desarrolla el marco teórico y conceptual en el que se basa la investigación, incluyendo el estado del arte con antecedentes nacionales e internacionales sobre insolvencia empresarial.
3. **Capítulo 3: Fundamentos metodológicos y resultados:** Se describe el enfoque metodológico adoptado, la operacionalización de variables y los métodos utilizados para la recolección y análisis de datos. Se presentan los resultados obtenidos del modelo econométrico aplicado.
4. **Capítulo 4: Propuesta de transformación:** Se expone la validación del modelo y su aplicación práctica, junto con recomendaciones para la toma de decisiones empresariales y políticas de mitigación del riesgo de insolvencia.

Finalmente, se presentan las Conclusiones y Recomendaciones del estudio, resaltando los principales hallazgos y las posibles líneas de investigación futuras.

CAPÍTULO 1. PROYECCIÓN DE LA INVESTIGACIÓN.

Este capítulo inicia con las consideraciones esenciales sobre las que se apoyó la elección del tema de investigación y el reconocimiento de la problemática social en la que se convierte la insolvencia empresarial en Colombia. Se parte por definir la línea de investigación elegida por el autor, continuando por la presentación del problema de investigación a través del modelo iceberg que sentó las bases para la justificación del estudio. Seguidamente, se formuló una pregunta retadora orientada a encontrar una solución a la problemática, dando origen a la propuesta hipotética y a la dirección sobre la que se orientó el estudio, es decir, los objetivos. Por último, se da a conocer las contribuciones y las limitaciones a las que se enfrenta el proceso investigativo.

1.1. Línea de investigación de la Universidad de Innovación e Investigación de México y su ámbito de estudio.

La línea de investigación elegida para el desarrollo de la investigación, de acuerdo con la definición de la Universidad de Innovación e Investigación de México para el Doctorado en Economía y Finanzas corresponde a la línea de **Econometría y estadística**, dado que se pretende la aplicación de modelos y herramientas económicas, matemáticas y técnicas, con enfoques vanguardistas, que generan contexto de perspectiva para llevar a cabo estudios que planteen una visión en función del tiempo (perspectiva y prospectiva), que construyan juicios y criterios para la argumentación en el campo correspondiente.

1.2. Planteamiento del problema.

Al cierre del primer trimestre de 2022 en Colombia se gestionaron 3.428 procesos de insolvencia empresarial ante la Superintendencia de Sociedades, el 31,68% (1.086) corresponde al macrosector de servicios, siendo este el más representativo (Superintendencia de Sociedades, 2022). Lo anterior pone en evidencia cómo la insolvencia es un fenómeno económico que afecta directamente la generación de empleo y el Producto Interno Bruto (PIB) colombiano en las

actividades económicas de la agricultura, manufactura, comercio, construcción, minería y servicios.

En la Tabla 1 se presenta el número de procesos de insolvencia a los que en el año 2022 se dio trámite por parte de la Superintendencia de Sociedades, detallando para cada macrosector su participación dentro del PIB, la cantidad de procesos gestionados y el número de empleos que se ven afectados por la problemática:

Tabla 1

Procesos de insolvencia gestionados por macrosector en el primer trimestre del 2022

Macrosector	%PIB	#Procesos	%Procesos	#Empleos	%Empleos
Agricultura	6,99%	244	7,12%	16.682	8,41%
Comercio	19,20%	921	26,87%	34.521	17,41%
Construcción	5,28%	436	12,72%	18.432	9,30%
Manufactura	13,30%	671	19,57%	39.170	19,75%
Minero	4,51%	70	2,04%	3.558	1,79%
Servicios	50,74%	1.086	31,68%	85.943	43,34%
Total	100%	3.428	100%	198.306	100%

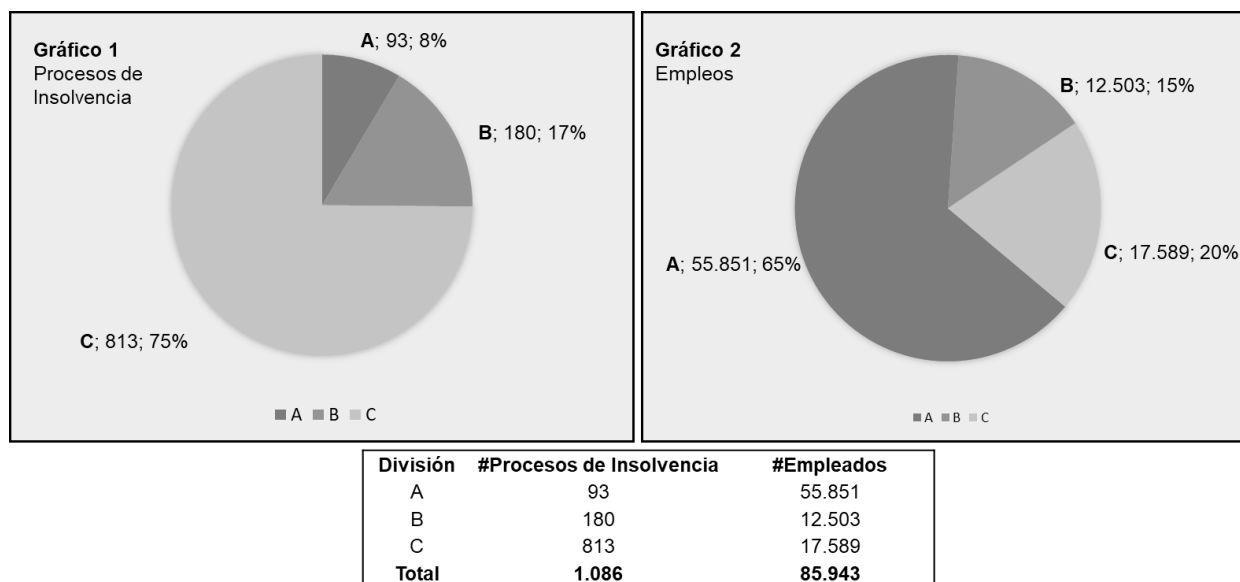
Nota. Datos adaptados del Atlas de Insolvencia en Colombia Datos y Cifras Primer Trimestre del 2022 (Superintendencia de Sociedades, 2022).

Se observa en la Tabla 1 que el macrosector de Servicios fue el de mayor aporte sobre el PIB de Colombia con un 50,74% seguido por el macrosector de Comercio y Manufactura con un 19,20% y un 13,30% respectivamente. Del mismo modo, el macrosector cuyos procesos de insolvencia tienen un impacto significativo sobre el empleo es el de Servicios con 85.943 puestos de trabajo, lo que supone una participación del 43,34% frente al total. Lo anterior, de acuerdo con las cifras del informe publicado por la Superintendencia de Sociedades denominado Atlas de Insolvencia en Colombia Datos y Cifras Primer Trimestre del 2022.

Considerando la relevancia del macrosector de Servicios dentro del fenómeno de insolvencia, es fundamental identificar el comportamiento de cada una de las tres divisiones que lo conforman (A, B y C), para ello en el Gráfico 1 a continuación se presentan dos gráficos, en el primero (izquierda) se ilustra la participación de cada una de las divisiones dentro del total de procesos de insolvencia; y en el segundo (derecha) se detalla el componente respecto a la cantidad de empleos afectados.

Gráfico 1

Procesos de insolvencia y empleos de las divisiones que conforman el macrosector de servicios



Nota. Datos adaptados del Atlas de Insolvencia en Colombia Datos y Cifras Primer Trimestre del 2022 (Superintendencia de Sociedades, 2022).

Es de apreciar que en el Gráfico 1 la magnitud que la división “C” presenta frente a las otras dos (A y B) es una participación del 75% (813 procesos de insolvencia) respecto a los 1.086 que hacen parte del macrosector de Servicios, seguida por el 17% de la división “B” y 8% de la división “A”. Por otra parte, frente al número de empleos involucrados (85.943) es la división “A” la que contempla la cifra más alta con 55.851 que equivale a un 65%. Ahora bien, en vista de que la división “C” abarca la mayor cantidad de procesos de insolvencias, se convierte en el foco de atención para el estudio de la problemática. Del mismo modo que el macrosector de Servicios está conformado por tres divisiones, a la división “C” la integran trece (13) actividades económicas que se relacionan a continuación:

1. Actividades artísticas, de entretenimiento y recreación
2. Actividades de atención de la salud humana
3. Actividades de servicios administrativos y de apoyo
4. Actividades financieras y de seguros
5. Actividades inmobiliarias
6. Actividades profesionales, científicas y técnicas
7. Alojamiento y servicios de comida
8. Distribución, evacuación y tratamiento de agua
9. Educación
10. Información y comunicaciones
11. Otras actividades de servicios
12. Suministro de electricidad, gas, vapor y aire acondicionado
13. Transporte y almacenamiento

A partir de las actividades económicas que conforman la división “C” se identificó que las compañías cuya actividad económica hace parte de las Actividades de servicios administrativos y de apoyo que corresponden a la SECCIÓN N de la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU) en su versión 4 es la que abarca la mayor cifra de empleos con 9.274

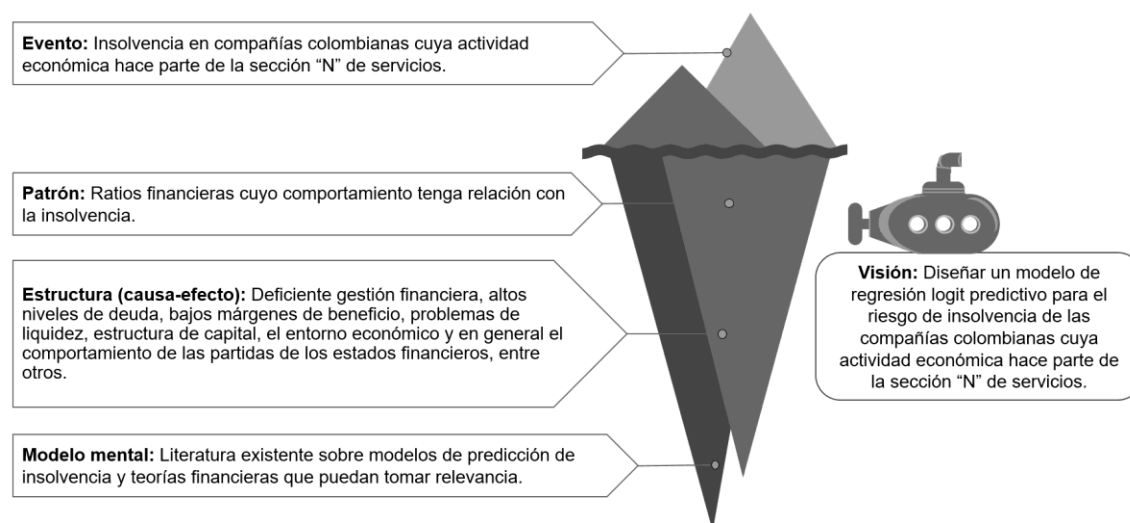
trabajadores o un 52,73% de los 17.589 empleos de la división “C”. En consecuencia, son las actividades de servicios administrativos y de apoyo aquellas que generan gran interés por su impacto social y económico.

A causa de los aspectos previamente mencionados, el problema de esta investigación radicó en la necesidad de diseñar un modelo econométrico de regresión logit predictivo que permita predecir de manera precisa y temprana el riesgo de insolvencia de las compañías a través del análisis de sus indicadores financieros en compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios. Este problema surge ante la falta de herramientas predictivas robustas que proporcionen a los gestores financieros y a los inversores una comprensión clara del riesgo de insolvencia, lo que dificulta la toma de decisiones estratégicas y puede resultar en pérdidas financieras significativas para las partes interesadas (Habib et al., 2020).

Mediante el diagrama de iceberg de la Figura 1 se presentan cada uno de los cinco estamentos (evento, patrón, estructura, modelo mental y visión) y su interrelación sobre la problemática de insolvencia en las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios.

Figura 1

Diagrama de iceberg para la problemática de insolvencia presente en las compañías colombianas de la sección “N” de servicios



Nota. La figura presenta de manera gráfica los estamentos del modelo iceberg con su interrelación bajo las consideraciones del autor para la definición del planteamiento del problema de investigación. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

En vista de lo expuesto en la Figura 1 a través del planteamiento de los estamentos del modelo de iceberg adaptado, se procedió a detallar cada uno de los estamentos para facilitar la interpretación del fenómeno o problemática de investigación. Estos estamentos permiten dimensionar la trascendencia de la problemática de índole social y económica, estableciendo las bases fundamentales para reconocer el fenómeno como un problema que requiere alternativas para su solución:

1.2.1. Evento

Es posible abordar el fenómeno de insolvencia definiendo el evento como la incapacidad para dar cumplimiento y/o atender los compromisos financieros que se derivan de las obligaciones de pago con sus acreedores por parte de una compañía colombiana cuya actividad económica pertenece a la sección “N”. Dicha sección “N” comprende las Actividades de servicios administrativos y de apoyo tal como lo ha definido la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU) en su versión 4. Este evento puede tener consecuencias significativas para los diferentes actores involucrados o grupos de interés, dentro de los que se pueden señalar entre otros a los accionistas, empleados, acreedores, proveedores, clientes etc.

1.2.2. Patrón

Por medio de las ratios financieras es posible obtener las señales o indicativos que advierten la presencia del riesgo de insolvencia en una compañía. Es así, como se evidencia a través de la literatura que los indicadores financieros facilitan la interpretación de la gestión realizada por las compañías (Ochoa y Toscano, 2021); gestión que se consagra históricamente en los estados financieros a través de cada una de las partidas contables. Lo anterior, a partir de la identificación de aquellas ratios con características comunes que están presentes en las compañías que experimentan insolvencia.

Se encontró que a nivel mundial el uso de las ratios financieras por autores como Vuković et al. (2020), Plumley et al. (2021), Garcia (2022), Bărbu, tã-Mi, su (2009), Jouzbarkand et al. (2013), Arroyave (2018) entre otros, ha sido habitual para la construcción de los modelos predictivos que contribuyen como mecanismo de detección anticipada de la insolvencia. Por ello, como han mencionado Correa y Lopera (2019), el uso de ratios financieras permite examinar la situación financiera de una compañía y establecer una medida de la probabilidad de que esta entre en insolvencia. Esto significa que, a partir del diagnóstico financiero, los órganos de gestión de la empresa obtienen una herramienta para identificar un posible estado de insolvencia, cuyas consecuencias pueden llevar a la incapacidad de cumplir con los compromisos con sus acreedores.

1.2.3. Estructura (causa-efecto)

De acuerdo con la Superintendencia de Sociedades (2012) las causas de la insolvencia se fundamentan en: un endeudamiento excesivo, poca implementación de tecnología de vanguardia, deficiente gestión administrativa, decrecimiento de las ventas, altos impuestos a los que es imposible hacer frente, fuerza de los competidores, información financiera que no refleja de manera fiel el estado de la compañía entre otros. Ahora bien, la insolvencia empresarial puede tener su origen en causas agrupadas en dos tipos: económicas o exógenas y financieras. En cuanto a las causas de tipo económico están asociadas a factores que reducen la demanda de los bienes o servicios de la compañía (Roque y Caicedo, 2022). Los motivos de tipo financiero deben su origen a las condiciones de la estructura financiera que la compañía presenta (Correa y Lopera, 2019).

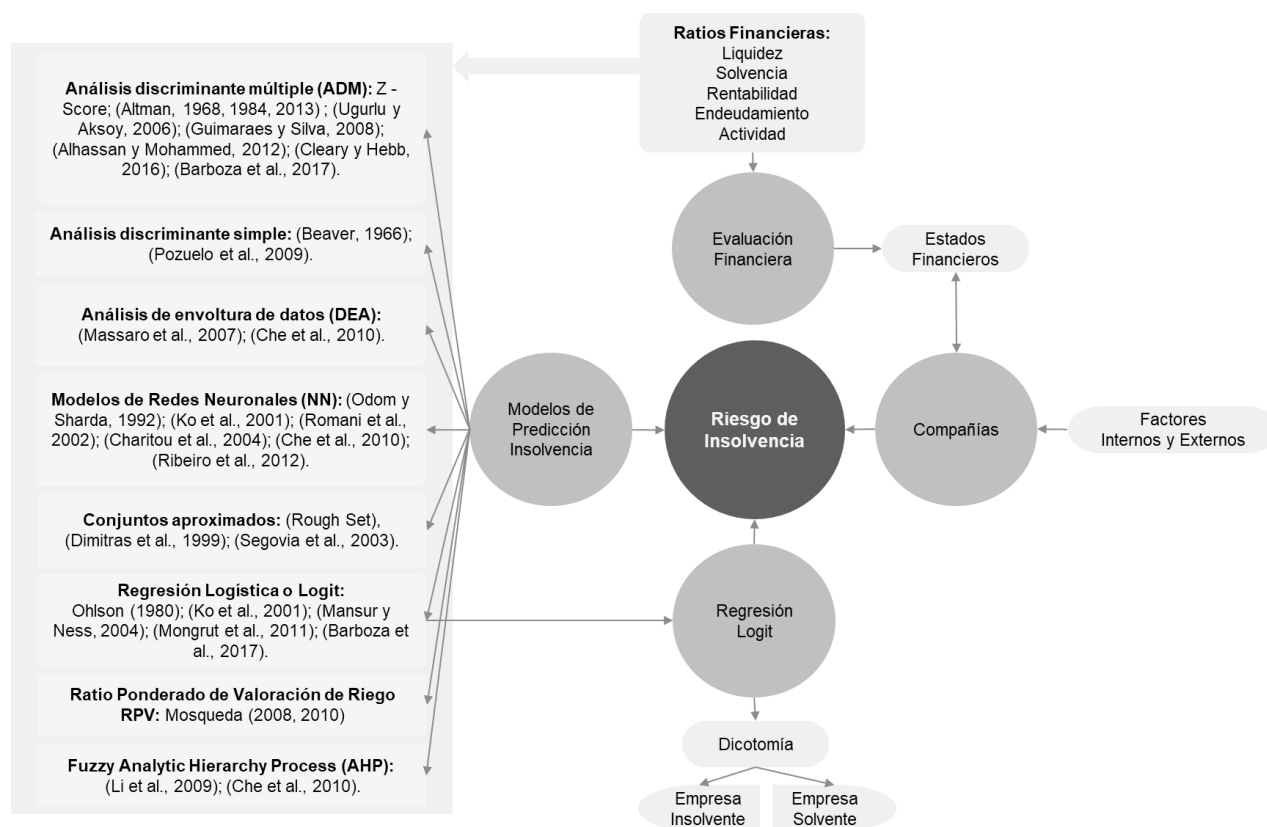
Desde otro punto de vista, existen factores internos y externos que son determinantes para que una compañía fracase o se encuentre insolvente. A nivel interno se encuentra que la antigüedad, el tamaño de la compañía, el excesivo apalancamiento, la ausencia de información contable, poca o nula experiencia en el sector, el no tener una estrategia de corto y largo plazo son causas relevantes; respecto a los factores externos se destacan la falta de acceso al crédito, la evolución del PIB, una competencia excesiva o productos sustitutos, las preferencias de los consumidores que no son atendidas, los niveles de desempleo y la inflación entre otros (Andrade et al., 2018).

1.2.4. Modelo mental

Abordar la insolvencia desde los planteamientos científicos que a través de distintas investigaciones han presentado autores de gran relevancia como Altman (1966) y Ohlson (1980) ofrecieron la oportunidad para obtener los insumos suficientes para la definición de un marco teórico y conceptual sólido que soporten el desarrollo de la investigación. Es así como, en la Figura 2 a continuación, se recogen los estamentos destacados a través de un mapa mental cuyo desarrollo gira en torno al fenómeno de la insolvencia empresarial:

Figura 2

Modelo mental del problema de investigación



Nota. Adaptado de *Desarrollo de un modelo de predicción de riesgo de quiebra empresarial para el sector comercial del ecuador: un enfoque de regresión logística* (p. 24), por J. Erazo, 2019,

[Tesis doctoral, Universidad Autónoma de Nuevo León], <http://eprints.uanl.mx/id/eprint/19657>.

Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios*.

Como se presentó en la Figura 2 los modelos de predicción de la insolvencia han tenido distintos enfoques pasando por los análisis multivariantes, el uso de redes neuronales y la regresión logit. Asimismo, la información financiera de las compañías evaluada a través de ratios suministra los datos requeridos para la aplicación de los modelos predictivos. También se contempló la incidencia de los factores tanto internos como externos sobre la problemática estudiada a partir del fenómeno de la insolvencia.

Respecto a los modelos de regresión de tipo logit se destaca como en la década de los años 70 tomó protagonismo el uso de estos modelos estadísticos para la determinación del riesgo de insolvencia. Entre los muchos estudios sobresale la aplicación de un modelo probabilístico de regresión logística por parte de James Arvid Ohlson en 1980, en donde estableció que mediante el nivel de confianza se podía determinar la probabilidad de quiebra de una compañía, con una precisión superior al 90% para los casos aplicados (Ohlson, 1980).

Finalmente, de modo teórico la literatura expone cómo, en términos financieros, existen ratios relevantes para ser utilizados dentro de los modelos de predicción de insolvencia. De acuerdo con Roque y Caicedo (2022) los ratios de mayor uso dentro de los modelos de predicción de insolvencia pueden clasificarse en las siguientes cinco categorías: liquidez, rentabilidad, apalancamiento, solvencia y actividad. Para Beaver (1966) los factores financieros que son excelentes predictores de la insolvencia empresarial de las compañías son los ratios compuestas por: el capital de trabajo ($\text{Capital de trabajo} = \text{Activo Corriente} - \text{Pasivo Corriente}$) respecto a la deuda y el ingreso neto en relación con los activos totales.

Por otra parte, la presencia de unos costos operativos más altos frente a ingresos menores son una indicación temprana del por qué un negocio puede ser insolvente (Kingyens et al., 2016; Berman, 2019; Zhang et al., 2022). Además, cuanto mayor sea el valor de las deudas u

obligaciones que tenga una compañía, menor es su nivel de liquidez, convirtiendo esto en un indicio potencial de quiebra o insolvencia (Rachma Sari et al., 2022).

1.2.5. Visión

La práctica empresarial requiere de herramientas que faciliten las actividades de gestión estratégica especialmente la contribución hacia la mitigación de los riesgos, especialmente el de insolvencia. De ahí que se propuso diseñar un modelo de regresión logit predictivo para el riesgo de insolvencia de las compañías colombianas que forman parte de la sección “N” de servicios aprovechando la información contenida en los estados financieros evaluada por medio de ratios financieras. Propuesta que surge a partir de observar como el uso de distintos métodos estadísticos y herramientas tecnológicas son eficaces como herramientas que desde las finanzas corporativas contribuyen para atender un tema retador como es la búsqueda constante de soluciones para el pronóstico de la insolvencia empresarial (Prusak, 2020).

Para concluir, la necesidad de abordar la problemática de la insolvencia en compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios y como respuesta plantear un modelo predictivo, trae consigo la oportunidad de poder anticipar un eventual suceso de insolvencia con base la identificación de las señales que se obtienen del comportamiento histórico plasmado en los reportes financieros siendo una de las alternativas de solución que cobra importancia para los actores que de manera directa o indirecta se ven afectados. Lo anterior, argumentado en la revisión de los antecedentes y literatura generada por distintos autores que con sus aportaciones investigativas son referentes a considerar.

En el siguiente apartado denominado justificación se detalla desde distintos enfoques las aportaciones que se han considerado como fruto del desarrollo de la visión presentada y que son perseguidas a través del cumplimiento de los objetivos definidos en la presente investigación. Esto se debe a que, como se ha manifestado, las dificultades financieras de las compañías comprometen el cumplimiento de sus obligaciones trayendo consigo preocupación para las partes involucradas.

1.3. Formulación del problema (Pregunta de investigación).

¿Cómo pueden las ratios financieras con mayor incidencia en la insolvencia de compañías colombianas de la sección “N” de servicios ser empleadas para predecir eficazmente el riesgo de insolvencia y mitigar sus efectos?

1.4. Justificación.

El estudio planteado tiene como propósito central de investigación diseñar un modelo econométrico de regresión logit que permita predecir el riesgo de insolvencia en empresas colombianas pertenecientes a la sección “N” del macrosector de servicios. Este objetivo responde a la necesidad de dotar al entorno empresarial y a las instituciones financieras y regulatorias de una herramienta robusta que facilite la toma de decisiones oportunas, basadas en datos financieros verificables y contextualizados. El estudio debe efectuarse porque actualmente no existen modelos predictivos construidos específicamente para este subsector económico, a pesar de su alto grado de participación en los casos de insolvencia registrados en Colombia en los últimos años.

Realizar esta investigación tiene como finalidad fortalecer los procesos de gestión del riesgo financiero y contribuir al desarrollo de estrategias preventivas que favorezcan la sostenibilidad empresarial. Su utilidad radica en su capacidad para identificar patrones financieros críticos que preceden a estados de insolvencia, lo cual permite anticipar situaciones de crisis y reducir su impacto. La conveniencia del estudio se justifica por el vacío metodológico existente y por la creciente importancia de contar con instrumentos estadísticos adaptados a la realidad nacional y sectorial.

El beneficio social de esta investigación se refleja en la posibilidad de conservar empleos, proteger activos productivos y evitar el cierre masivo de empresas, lo cual repercute directamente en la estabilidad económica de familias, comunidades y regiones. Los principales beneficiarios de este estudio son las propias empresas del sector servicios administrativos y de apoyo, los analistas financieros, las entidades gubernamentales responsables de la supervisión económica, y los centros académicos dedicados al estudio del riesgo empresarial.

Desde una perspectiva teórica-metodológica, la investigación aporta una propuesta estructurada de análisis predictivo que combina variables financieras clásicas con criterios de clasificación logit, lo cual representa una innovación en el estudio de la insolvencia en el contexto colombiano. El interés que impulsa esta investigación es tanto académico como aplicado: busca contribuir al conocimiento científico, pero también resolver una problemática concreta que afecta a un número creciente de organizaciones.

Ahora bien, la viabilidad del estudio ha sido confirmada mediante el acceso a bases de datos oficiales, la disponibilidad de herramientas estadísticas, y el respaldo metodológico validado por la literatura especializada, lo cual garantiza su ejecución rigurosa y su aplicabilidad práctica. Es por ello que, la relevancia de la predicción de la insolvencia no tiene controversia alguna, ya que para las compañías el riesgo de terminar afrontando pérdidas o, en definitiva, la liquidación, resulta preocupante. Por consiguiente, a través de la identificación de las causas a partir de la correlación entre las ratios y los estados financieros, se convierte en un factor esencial el garantizar la supervivencia de las empresas (Kovacova et al., 2019).

Por lo anterior, se estableció la aportación hacia el conocimiento inédito a partir de una solución a la problemática social en la que se ha convertido la insolvencia empresarial, que impacta a las compañías pertenecientes al sector servicios de la economía colombiana. Al respecto, la revisión de la literatura enfocada en la predicción del riesgo de insolvencia en compañías cuya actividad económica forme parte de la sección N correspondiente a los servicios administrativos y de apoyo puso en evidencia la falta de un estudio que desde la aportación científica entregue una posible solución como respuesta.

En el caso de Colombia se han realizado estudios presentando la efectividad de los modelos de predicción de quiebra y/o insolvencia empresarial tomando como protagonista el tradicional modelo Z-score de Altman (Galán y Torres, 2018). Sin embargo, dichos estudios se han enfocado en sectores como el de la construcción, empresas prestadoras de servicios de salud, manufacturero, comercio, transporte, en las pequeñas y medianas empresas o focalizados hacia poblaciones específicas, pero no enfocados de manera particular hacia las actividades económicas de las que forman parte las actividades de servicios administrativos y de apoyo.

Además, la pretensión por propiciar una herramienta que, desde las ciencias económicas y sociales, permita contribuir con la transformación social, económica, financiera y administrativa en el ejercicio de la aplicación de las finanzas cuantitativas. Es así como, desde las siguientes dimensiones se recogieron algunos de los aspectos que pueden generar trascendencia como resultado del trabajo de investigación:

Justificación teórica

El estudio planteado ha suscitado interés en la academia, que, a través de distintos autores, ha abordado el riesgo de insolvencia empresarial como un asunto relevante dentro de los claustros académicos de diversas universidades a nivel mundial. Dentro de los investigadores es posible encontrar a: Beaver (1966) de la Universidad de Chicago, Altman (1968) de la Universidad de Nueva York, Deakin (1972) de la Universidad de Austin Texas, Ohlson (1980) de la Universidad de California, Mosqueda (2010) de la Universidad Panamericana Campus Aguascalientes, Alhassan y Mohammed (2012) de la University of Professional Studies, Accra (UPSA), Arroyave (2018) de la Universidad Tecnológica de Gdansk y Erazo (2019) de la Universidad Autónoma de Nuevo León, siendo estos algunos de los exponentes que han trascendido fronteras con sus contribuciones al campo de las finanzas, específicamente sobre la detección anticipada del riesgo de insolvencia y/o de la quiebra empresarial.

Para realizar la aportación científica pertinente, las labores investigativas efectuadas se fundamentaron en los conocimientos ya planteados a partir de la indagación sobre las aportaciones de diferentes exponentes, que fueron la base fundamental sobre la que se soportó a nivel teórico el proceder y pertinencia de la creación del modelo propuesto.

Justificación práctica

La herramienta en la que se constituye el modelo predictivo se convierte en un aliado estratégico para las compañías. Aquellas que apliquen el modelo podrán determinar el nivel de

probabilidad de riesgo de insolvencia en el que se encuentran, identificando elementos causales para, posteriormente, definir estrategias que eviten o mitiguen la posible insolvencia empresarial.

Igualmente, existen grupos de interés, como entidades financieras (bancos, fondos de inversión, gestores de capital, etc.), el sector público a través de las organizaciones gubernamentales, los mismos proveedores o clientes de dichas compañías. En general, cualquier persona con interés en determinar si una compañía tiene alta probabilidad de entrar en un proceso de insolvencia puede hacer uso del modelo para dar atención a las necesidades y objetivos que considere convenientes

Justificación metodológica

Para dar una comprensión precisa desde la dimensión metodológica, se presenta a continuación una explicación desde tres aspectos:

- a) Estudio prospectivo:** El diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo, que establece el riesgo de insolvencia en compañías colombianas del sector servicios, permite a los grupos de interés (stakeholders) de dichas compañías anticiparse a un eventual incumplimiento de obligaciones por insolvencia. Esto se logra tomando acciones preventivas y correctivas basadas en los resultados del impacto de la gestión administrativa, determinada a través de ratios financieras medidas por el modelo propuesto. Cumpliendo con la dimensión metodológica desde el estudio prospectivo, se contrastan compañías insolventes y solventes con el objetivo de identificar las causas fundamentales del fenómeno y anticipar situaciones adversas.
- b) Evaluación:** Debido a que el diseño de un modelo probabilístico de tipo logit requiere el uso de variables cuantitativas, dichas variables serán evaluadas con el objetivo de determinar su impacto en la materialización de la insolvencia en las compañías colombianas del sector servicios. Asimismo, se espera que el modelo forme parte de la espiral interactiva de mejora continua empresarial mediante el ciclo de gestión PHVA (Planear, Hacer, Verificar y Actuar). Idealmente, debería tener una aplicación directa sobre la metodología DMAIC (Definir, Medir, Analizar, Innovar y Controlar), especialmente para aquellas compañías que diseñan sus procesos combinando las

metodologías Lean y Six Sigma. Específicamente, sería útil en la etapa de Verificar del ciclo PHVA, o Medir y Analizar en el caso de DMAIC.

- c) Planeación estratégica:** La aplicación del modelo permitirá a las compañías anticipar y preparar, dentro de los procesos de planeación, acciones tendientes a prevenir la materialización del riesgo de insolvencia financiera. A través de los objetivos estipulados en las iniciativas de planeación estratégica, será posible alinear las decisiones corporativas en pro de la consecución de logros empresariales. Este aspecto proporciona un marco de aseguramiento para el desarrollo de las actividades operativas, financieras y de inversión.

El tema de investigación adquiere relevancia al ofrecer una respuesta concreta a una problemática recurrente en el entorno empresarial colombiano: la falta de herramientas que permitan anticipar, con base en información financiera, el riesgo de insolvencia en compañías pertenecientes a la sección “N” del macrosector de servicios. Estas compañías, que cumplen funciones clave en la cadena productiva, enfrentan vulnerabilidades estructurales que requieren atención oportuna. En este marco, diseñar un modelo predictivo ajustado a su realidad constituye un aporte significativo para la toma de decisiones estratégicas, pues no solo mejora la capacidad de reacción frente a situaciones críticas, sino que también contribuye a preservar el tejido empresarial y a promover entornos económicos más sostenibles.

1.5. Objeto de estudio.

El objeto de estudio de esta tesis es el **riesgo de insolvencia empresarial**, entendido como una problemática financiera que se manifiesta en la incapacidad de las compañías para cumplir sus obligaciones económicas. Este fenómeno se analiza desde el área del conocimiento de las **finanzas corporativas**, específicamente en lo relacionado con la predicción de insolvencia mediante modelos econométricos aplicados a información contable y financiera. La investigación se sitúa en la intersección entre la teoría financiera y la gestión del riesgo, buscando construir herramientas cuantitativas que permitan anticipar eventos de quiebra empresarial y fortalecer la toma de decisiones informadas.

1.6. Campo de acción.

El campo de acción corresponde al empleo de las ratios financieras con mayor incidencia en la insolvencia de compañías colombianas de la sección “N” de servicios, con el fin de predecir eficazmente dicho riesgo y mitigar sus efectos. Esto se realiza a través del uso de **modelos econométricos de regresión logit** aplicados a las mencionadas ratios. Se trata de un área especializada dentro de las finanzas cuantitativas, enfocada en la construcción, validación y aplicación de modelos estadísticos para evaluar la viabilidad financiera de empresas, con énfasis en variables contables históricas y su capacidad de anticipar situaciones críticas. Esta área es particularmente relevante para compañías que operan en sectores vulnerables, como el sector de servicios administrativos y de apoyo, dado su alto nivel de exposición al riesgo financiero.

1.7. Objetivos.

1.7.1. Objetivo General.

Diseñar un modelo econométrico de regresión logit predictivo para el riesgo de insolvencia de las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios, aplicado a los resultados del análisis de los estados financieros mediante ratios como variables predictoras.

1.7.2. Objetivos Específicos.

1. Determinar los fundamentos teóricos referenciales sobre la predicción del riesgo de insolvencia empresarial, identificando enfoques teóricos, modelos econométricos y variables comúnmente utilizadas.

2. Preparar los datos financieros de las compañías colombianas de la sección “N” de servicios, reportados ante la Superintendencia de Sociedades, durante el periodo 2016-2021, para su uso en el modelo predictivo.

3. Diseñar tres alternativas del modelo econométrico de regresión logit, basadas en ratios financieras y variables de control, para la predicción del riesgo de insolvencia en las compañías colombianas de la sección “N” de servicios.

4. Validar la capacidad predictiva de los modelos logit propuestos, seleccionando aquel con mejor grado de ajuste mediante pruebas estadísticas apropiadas.

5. Interpretar los resultados del modelo logit seleccionado para identificar los factores financieros asociados al riesgo de insolvencia en las compañías analizadas.

6. Proponer acciones de intervención financiera, orientadas a prevenir la insolvencia empresarial y fortalecer la toma de decisiones estratégicas en el sector de servicios administrativos y de apoyo.

1.8. Hipótesis.

1.8.1. Hipótesis Nula H_0

El diseño de un modelo econométrico de regresión logit aplicado al resultado del análisis de los estados financieros permite predecir el riesgo de insolvencia en compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios (actividades de servicios administrativos y de apoyo) con un grado de acierto superior al 80%. Asimismo, la antigüedad y/o el tamaño de la compañía son variables que influyen de manera significativa en la materialización del riesgo de insolvencia.

1.8.2. Hipótesis Alternativa H_1

El modelo econométrico de regresión logit aplicado al resultado del análisis de los estados financieros **no** permite predecir el riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios (actividades de servicios administrativos y de apoyo) con un grado de acierto superior al 80%, **o** bien, la antigüedad y/o el tamaño de la compañía son variables que **no** influyen de manera significativa en la materialización del riesgo de insolvencia.

1.9. Alcance temático.

1.9.1. Alcance y contribución al conocimiento científico

La investigación persigue, como contribución al conocimiento, la presentación de una propuesta alternativa al método tradicional Z-score de Altman (Altman et al., 2017; Galán y Torres, 2018) para predecir el riesgo de insolvencia en las compañías colombianas. En particular, se enfoca en aquellas empresas que, dentro de su giro ordinario, desarrollan actividades comerciales asociadas a un sector específico de la economía: las actividades de servicios administrativos y de apoyo. Para ello, se hace uso de técnicas estadísticas y econométricas, principalmente la regresión de tipo logit. Es primordial emplear una herramienta de diagnóstico que las finanzas proporcionan, como la evaluación y análisis de la gestión a través de ratios o indicadores aplicados a los estados financieros presentados por empresas solventes e insolventes durante los periodos contables de 2016 a 2021. Estos datos ofrecen la oportunidad de conocer la salud financiera de una empresa a partir de los resultados revelados en cada una de las partidas que componen los reportes.

En cuanto a la metodología empleada, se ha seleccionado el método racional de análisis **deductivo**, aplicable al objeto de estudio. Esto se debe a que la investigación, desarrollada con un enfoque **cuantitativo**, asume la presencia de estadística en su desarrollo, implementando mediciones y análisis que permiten determinar predicciones o patrones resultantes del fenómeno estudiado. El nivel de profundidad de la investigación, según la Taxonomía de Bloom, es el **procedimental**, que forma parte del proceso cognitivo de orden superior denominado crear (Bloom, 1990). Respecto al método específico, el adecuado para este tipo de investigación y que específicamente beneficia la consecución de los objetivos, es el **hipotético-deductivo**, complementado por otros métodos generales como el correlacional, descriptivo, explicativo y no experimental.

Ahora bien, el potencial de las investigaciones enfocadas en la insolvencia, el fracaso y la quiebra empresarial es de gran relevancia para Colombia, debido a la limitada exploración que la academia ha brindado a este fenómeno, a pesar de existir distintas alternativas para abordar la problemática (Romero, 2013; Galán y Torres, 2018). Desde el campo de las ciencias financieras, existe la capacidad de definir el nivel de solvencia de una compañía y anticipar la toma de

decisiones para prevenir o corregir situaciones adversas dentro de las empresas (Do Prado et al., 2019; Mendoza et al., 2022).

Finalmente, como resultado del proceso investigativo, que trasciende la revisión teórica de la literatura y el análisis documental de contribuciones científicas previas, se ha propuesto diseñar un modelo predictivo. Este modelo ha sido testeado para evaluar su efectividad utilizando información publicada por la Superintendencia de Sociedades de Colombia sobre las empresas del sector económico objeto de estudio. Además, se identifican las ratios financieras que tienen mayor impacto en el riesgo de insolvencia en las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios y se sugieren estrategias de gestión financiera para apoyar a los grupos de interés y mitigar los efectos de la insolvencia empresarial.

1.9.2. Limitaciones

Es relevante señalar que la investigación presenta limitaciones frente a la inclusión de variables cualitativas, ya que no se contemplan datos de índole no cuantitativos, específicamente sobre información o características que se pueden considerar factores de nivel interno que las compañías insolventes puedan presentar como lo son: el modelo de gestión empresarial, la estructura funcional, los perfiles y el nivel de educación del equipo directivo, la ubicación geográfica o zona de influencia, el modelo para la toma de decisiones financieras o comerciales y la cultura empresarial, por señalar algunos aspectos generales. Las mencionadas restricciones se deben, en principio, a la poca o nula información que de manera pública existe y a la dificultad para acceder a los registros históricos fiables de cada una de las empresas donde es posible que se almacenen los datos mencionados. Además, como las compañías no están geográficamente concentradas y se distribuyen en diversas regiones de Colombia, se necesitaría contar con el apoyo financiero o los recursos suficientes que faciliten la logística necesaria para establecer un canal de comunicación efectivo con cada empresa y acceder a la información deseada.

Por otra parte, existen factores externos no contemplados en el diseño del modelo que posiblemente inciden en que la insolvencia financiera se presente en las compañías cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios. Estos factores incluyen variables

macroeconómicas o índices de la situación económica regional, normativas o cambios en la política colombiana, el comportamiento de la economía global, la percepción de inversionistas extranjeros, la evolución de tasas de interés, el acceso al crédito, características del consumidor, precios de competidores, productos sustitutos y, en general, las cinco fuerzas de Michael Porter. La omisión de estos elementos se justifica porque el modelo busca facilitar una toma de decisiones rápida y sencilla, asegurando que los datos necesarios estén disponibles sin restricciones. Es decir, su aplicación debe ser ágil y sin complicaciones; por ello, los datos que alimentan las variables deben obtenerse sin ningún tipo de restricciones o limitaciones.

Del mismo modo, como los factores internos y externos pueden limitar y posiblemente introducir un sesgo en el estudio. El diseño del modelo de regresión logit implica un riesgo respecto a su fiabilidad, fundamentado en la necesidad de que los datos obtenidos de la fuente primaria, la Superintendencia de Sociedades de Colombia, sean veraces y representen objetivamente el fenómeno estudiado a través de la información financiera. Además, la selección de ratios o indicadores financieros conlleva un alto nivel de riesgo, pues incluir aquellos sin incidencia relevante puede complicar la interpretación y afectar la confiabilidad del modelo. Esto se debe a la multicolinealidad de las variables independientes, que amplía los intervalos de confianza e impide detectar relaciones significativas entre las variables. Por ello, para mitigar este riesgo, la data ha sido seleccionada de una fuente confiable. La elección de los ratios que conformaron las variables independientes se basó en estudios semejantes realizados por distintos autores, quienes han demostrado la relevancia de estos indicadores en la predicción de la insolvencia empresarial.

Por último, la muestra de compañías es otro de los límites a considerar, ya que, para la investigación planteada el tipo de muestreo que se ajusta a dicha realidad es el **no probabilístico o dirigido**. Este tipo de muestreo corresponde a la elección de los elementos u observaciones de un subgrupo de la población sin depender de la probabilidad, sino de las cualidades específicas del trabajo investigativo (Hernández y Mendoza, 2018). Intencionalmente, la muestra fue seleccionada conforme a lo estipulado por autores como Altman (1968) y Roque y Caicedo (2022). Esto podría limitar el desempeño del modelo a diseñar, ya que el número de compañías no supera las 50 (con 46 compañías integrando la muestra de insolventes). Aunque

esta muestra es aceptable comparada con otros estudios, no es suficientemente amplia como para garantizar un entrenamiento del modelo de predicción a un nivel avanzado.

La selección y tamaño de la muestra se basan en que cada compañía insolvente debe haber presentado, al menos, dos reportes anuales continuos ante la Superintendencia de Sociedades de Colombia. Se excluyen aquellas compañías con menos de dos reportes financieros anuales en el Sistema Integrado de Información Societaria. Esta decisión se fundamenta en estudios previos que respaldan la necesidad de disponer de información financiera de, como mínimo, dos periodos contables para cada compañía, asegurando así la solidez de los criterios seleccionados.

En este capítulo se ha demostrado que el macrosector de Servicios, que aporta el 50,74% al PIB de Colombia, desempeña un papel crucial en el contexto de la insolvencia, afectando significativamente el empleo con 85.943 puestos comprometidos, lo que representa el 43,34% del total de empleos afectados. Esta predominancia subraya la importancia de analizar detenidamente las divisiones internas del sector para entender mejor sus dinámicas específicas de insolvencia. A través del análisis de las ratios financieras y la aplicación de un modelo de iceberg, se ha podido discernir patrones predictivos de insolvencia, destacando la necesidad de enfocar estrategias de gestión que mitiguen este riesgo.

Además, se ha reconocido que las causas de la insolvencia pueden ser tanto internas, relacionadas con la gestión y estructura financiera de las empresas, como externas, vinculadas a condiciones macroeconómicas y sectoriales. En la investigación sobresale la relevancia de anticipar y prevenir la insolvencia para asegurar la sostenibilidad empresarial, proponiendo un modelo predictivo adaptado a las realidades específicas del sector de servicios en Colombia, reflejando así un compromiso con la solución de una problemática que afecta a múltiples actores económicos y sociales.

1.10. Delimitación Espacial y Temporal.

1.10.1. Delimitación Espacial

La investigación se centra en **Colombia**, específicamente en las **compañías del sector de servicios administrativos y de apoyo (sección “N” de la CIU versión 4)**. Este sector ha sido identificado como el más afectado por la insolvencia dentro del **macrosector de servicios** en el país. Los datos utilizados provienen de empresas registradas en la **Superintendencia de Sociedades de Colombia**, entidad encargada de gestionar los procesos de insolvencia empresarial.

1.10.2. Delimitación Temporal

El estudio analiza datos financieros de empresas entre los años 2016 y 2021, con el fin de identificar patrones de insolvencia y construir un modelo predictivo basado en información histórica.

CAPÍTULO 2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS REFERENCIALES.

Este capítulo ofrece una descripción del contexto en el que surge el objeto de estudio, abarcando aspectos históricos, demográficos, geográficos y económicos relacionados con el problema. Incluye también las aportaciones científicas de diversos autores a lo largo de la historia. Asimismo, se presentan investigaciones a nivel de tesis doctoral que han abordado de manera directa o similar el fenómeno de la insolvencia empresarial. El objetivo es conocer los enfoques previamente tratados, contrastando los alcances, hallazgos y metodologías empleadas en cada estudio.

2.1. Estado del arte.

La insolvencia empresarial ha llevado a la academia a proponer herramientas y metodologías que prevengan este fenómeno, influyendo así en la regulación de distintos países. Los gobiernos han respondido estipulando normativas para abordar la problemática (Jones, 2017). En Colombia, la Ley 116 de 2006 promulgada por el Congreso de la República, busca establecer el régimen de insolvencia empresarial, cuya finalidad es proteger y preservar las empresas, dada su importancia en la generación de puestos de trabajo. Dicha ley define dos mecanismos a los que las compañías en estado de insolvencia pueden optar: reorganización y liquidación. Para adoptar cualquiera de estos procesos, las empresas deben cumplir con los requisitos establecidos en la misma ley.

Un rasgo característico de las investigaciones sobre insolvencia es que se han abordado desde diversos enfoques, influidos por las vivencias del investigador. Esto ha resultado en una literatura sobre el fracaso empresarial dispersa y en una falta de claridad en su definición (Dimitras et al., 1999; De Bock et al., 2020; Çöllü et al., 2020; Shi, 2022). Es decir, no existe un término uniforme para la insolvencia financiera en estudios previos; cada autor propone su propia definición (Linardi, 2020). En el caso de Altman (1968) su investigación se enfocó en predecir la quiebra. Por otro lado, se han orientado estudios recientes bajo la definición de dificultad financiera (He et al., 2019; Ashraf et al., 2019; Nugrahanti, 2020; Habib y Kayani, 2022). A su vez, el fracaso empresarial se asocia con la insolvencia para el desarrollo de trabajos científicos

(Rico et al., 2020; Voda et al., 2021; Kaya, 2022) y frecuentemente se ha empleado el término bancarrota para generalizar estos casos (Kral et al., 2018). Aunque no hay consenso en la terminología, comúnmente se identifican cuatro términos para describir a las empresas que no tienen éxito, los cuales son: fracaso, insolvencia, incumplimiento y quiebra (Altman y Hotchkiss, 2006).

De forma tradicional los estudios sobre el fenómeno de insolvencia se han distinguido por la utilización de un enfoque estadístico. De este modo, los numerosos estudios realizados se pueden diferenciar fácilmente según el enfoque metodológico empleado (estadístico, aprendizaje automático o profundo), así como por el tipo de datos utilizados, que pueden ser cuantitativos, cualitativos, financieros o no financieros, constituyendo la base de la estructura de información para el entrenamiento de los modelos predictivos (Rasolomanana, 2022). Históricamente, esta problemática se ha analizado desde dos principales fases: una descriptiva que inicia alrededor de la década 1930 y otra predictiva a partir de 1960. En la fase predictiva, se identifican cuatro enfoques: modelos analíticos de una sola variable, modelos analíticos de múltiples variables, modelos logit y probit, y redes neuronales (Bellovary et al., 2007; Estrada, 2021).

Como exponentes de la fase descriptiva, se destacan las aportaciones de los autores mencionados a continuación en la Tabla 2:

Tabla 2

Aportes de los estudios de predicción de la insolvencia con enfoque descriptivo

Autor (año de publicación)	Aporte
Fitzpatrick (1932)	Investigó los elementos financieros de rendimiento y deuda para entender las razones detrás de la insolvencia empresarial, concluyendo que tanto la ganancia neta como el nivel de endeudamiento eran elementos clave en la insolvencia.

Autor (año de publicación)	Aporte
Smith y Winakor (1935)	Examinaron el desempeño de la métrica financiera de liquidez y descubrieron que esta variable tiene una incidencia relevante sobre la bancarrota de las empresas.
Merwin (1942)	Incorporó la medida de rentabilidad junto con la de liquidez para explicar las razones detrás de la insolvencia de la industria manufacturera de los Estados Unidos.
Horrigan (1965)	Reafirmó el poder de las ratios financieras como predictoras de la insolvencia en las compañías.

Nota. Adaptado de *Factores determinantes de la insolvencia empresarial: caso aplicado a la bolsa mexicana de valores* (p. 9), por A. Estrada, 2021, [Tesis doctoral, Universidad Autónoma de Nuevo León], <http://eprints.uanl.mx/id/eprint/22204>. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

Los aportes de los autores de la fase descriptiva se centraron en la utilidad y relevancia de la información financiera de las compañías para identificar las causas de la insolvencia, como se observó en la Tabla 2. Si bien, esto resultó beneficioso, no bastaba para resolver completamente la problemática, lo que llevó a una evolución hacia estudios que proporcionan herramientas para predecir el riesgo de insolvencia. Un punto de inflexión fue el estudio de Beaver (1966), que logró clasificar las compañías en dos grupos, solventes e insolventes, mediante el análisis de una sola variable, despertando así el interés de los investigadores en prever la insolvencia e iniciando la fase predictiva.

En relación con la fase predictiva, la Tabla 3 presenta los estudios sobre predicción de insolvencia que se basaron en técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo, incluyendo también a algunos de sus principales exponentes:

Tabla 3

Estudios de predicción de la insolvencia con metodología de aprendizaje automático y profundo

Técnica	Metodología	Autor (año publicación)
Machine Learning	Análisis Discriminante Múltiple (MDA)	Altman (1968), Deakin (1972)
	Regresión Logit	Ohlson (1980)
	Método de Clasificación Múltiple	Nanni y Lumini (2009)
	Árbol de Decisión	Kruppa et al. (2011)
	Redes Neuronales	Zhao et al. (2015)
	Máquinas de Vectores de Soporte	Cortes y Vapnik (1995)
Deep Learning	Redes Neuronales Recurrentes (RNN)	Mai et al. (2019)
	Red Neuronal Convolutacional (CNN)	Hosaka (2019)

Nota. Adaptado de *Review of bankruptcy prediction using machine learning and deep learning techniques*, por Y. Qu, P. Quan, M. Lei, & Y. Shi, 2019, *Procedia Computer Science*, 162, 895-899. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.065>. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

La Tabla 3 presentó la evolución en el uso de diversas técnicas de aprendizaje automático y profundo, destacando cómo, desde la década de 1970, los modelos estadísticos de discriminante

múltiple se convirtieron en una herramienta clave para determinar el riesgo de insolvencia. En 1968, se publicó uno de los artículos más influyentes que utilizaba análisis discriminante con múltiples variables. Este modelo logró una precisión superior al 80% en la clasificación de las compañías en dos grupos: en riesgo y sin riesgo de quiebra, con un error de tipo uno del 6% (catalogar erróneamente a una compañía sin riesgo como en riesgo de quiebra) y un error de tipo dos del 3% (catalogar erróneamente a una compañía en riesgo como sin riesgo). Se observó que, al intentar predecir el riesgo de quiebra con mayor antelación, como dos años antes de que la situación se hiciera evidente, la precisión del modelo disminuye, aumentando los errores de tipo uno y dos (Altman, 1968).

Entre los muchos estudios subsiguientes se destaca la aplicación de un modelo probabilístico de regresión logit por Ohlson en 1980, que estableció que mediante el nivel de confianza se podría determinar la probabilidad de quiebra de una compañía con una precisión superior al 90% para los casos aplicados. Posteriormente, surgió una corriente evolutiva que abarcó el uso de distintos métodos como la Clasificación Múltiple, Árbol de Decisión, Redes Neuronales, Máquinas de Vectores de Soporte, Redes Neuronales Recurrentes (RNN) y Redes Neuronales Convolutiva (CNN) y técnicas de inteligencia artificial (Sion, 2018). Estas técnicas han resultado favorables para la estimación del riesgo, ya que contribuyen con el desarrollo de nuevos enfoques de cálculo y predicción del riesgo de quiebra (Kral et al., 2018).

Generalmente, los modelos de predicción se han basado en la incorporación de variables alimentadas por los valores que arrojan el cálculo de las ratios financieras, las cuales reflejan los resultados del cálculo de la gestión corporativa como se presenta en los estados financieros (Saleem, 2019). Estos estados contemplan la situación histórica de la compañía, registrando las transacciones derivadas de los hechos económicos ocurridos durante un año o periodo determinado. Sin embargo, este uso tradicional de la información financiera, con su enfoque estadístico y financiero a menudo no alcanza la precisión deseada para predecir el riesgo de insolvencia, debido a que no se tiene en cuenta la distribución de los datos (Amendola et al., 2017).

También, se ha puesto en consideración que las ratios financieras, aunque cruciales para determinar el estado de bienestar financiero de una organización, no son idóneas para predecir problemas de solvencia por sí solas (Mears, 1966). No obstante, Ogachi (2021) afirma que la

evidencia científica muestra cómo las empresas incluyen dentro de sus modelos de decisión el uso de las ratios. Adicionalmente, seleccionar las ratios financieras para la construcción de modelos predictivos es apropiado para el desarrollo de estudios académicos, especialmente cuando estas se eligen cuidadosamente según su relevancia y utilidad, reflejando las características y particularidades de cada país. Esto implica la necesidad de seleccionarlas con precaución, basándose preferiblemente en los resultados de estudios previos (Kovacova et al., 2019).

Ahora bien, la pluralidad de los modelos propuestos y sus indicadores buscan predecir la insolvencia en un periodo no mayor a dos años, ofreciendo la posibilidad de anticipación para las compañías a través de reestructuraciones o modificaciones a su modelo de gestión (Moreno y Bravo, 2020). Por lo tanto, para que un modelo sea considerado efectivo y garantice su aplicabilidad, es imprescindible que este considere tres aspectos fundamentales: desempeño, precisión e interpretación de las tendencias que los indicadores financieros presenten (Castro et al., 2019). En concordancia con estas necesidades, se ha elegido la regresión logit como método de predicción para este estudio, destacando que, junto con las Redes Neuronales, representa los modelos más avanzados dentro de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático en este campo de investigación (Kliestik et al., 2020; Shi, 2022).

Derivado de la revisión de los antecedentes y literatura sobre insolvencia, que abordan la determinación de la probabilidad de que una compañía se encuentre en riesgo de insolvencia, se observó la eficacia de diversos métodos estadísticos y herramientas tecnológicas. Estos han demostrado ser efectivos para las finanzas corporativas, ayudando a abordar una problemática que continúa ganando relevancia. Según Rasolomanana (2022), desde 1930 se han realizado distintos estudios, “que pueden distinguirse simplemente según el método utilizado (enfoque estadístico, aprendizaje automático, aprendizaje profundo) y el tipo de datos (cuantitativos, cualitativos, financieros, no financieros) utilizados para construir el modelo de predicción” (p. 8).

Entre los métodos más conocidos destacan los desarrollados por autores como Beaver (1966), Altman (1968) y Ohlson (1980), quienes no solo son ampliamente citados, sino que también fueron pioneros en el uso de las finanzas para predecir el riesgo de insolvencia (Shi, 2022). Aunque estos trabajos son de gran importancia en el campo de las finanzas para la predicción del riesgo de insolvencia, es crucial una constante evolución y actualización de estos.

Saleem (2019) señaló que estos modelos, aunque innovadores en su momento, muestran un bajo poder de predicción cuando se implementa una muestra reciente; es decir, cuando se emplean para predecir la insolvencia con datos actuales. Tal es el caso de los modelos de Altman (1968) y Ohlson (1980), los cuales fueron diseñados hace décadas y empleados originalmente en empresas que cotizaban en bolsa en los Estados Unidos. Saleem (2019) complementa su idea en el resumen de su tesis doctoral, afirmando que “para poder utilizar los modelos relativamente antiguos en períodos más recientes, los resultados muestran que los modelos tienen que ser nuevamente estimados” (p. 10).

En línea con la necesidad de adaptación y actualización, el campo de estudio de la predicción del fracaso empresarial ha evolucionado significativamente, incorporando no solo enfoques tradicionales sino también nuevas variables. Entre estas, destacan las características cualitativas del personal clave de las empresas, que juegan un papel crucial en la toma de decisiones y la orientación de la estrategia empresarial. Un ejemplo notable de este enfoque ampliado es la investigación sobre el impacto de la responsabilidad social corporativa (RSC) y la gestión de los CEO (Chief Executive Officer o director ejecutivo) en las dificultades financieras de las empresas, especialmente en lo que respecta a las compensaciones que estos directivos reciben.

En este contexto, a través del análisis de causa y efecto basado en la aplicación del Altman Z-score, específicamente en la industria aérea de Europa y Asia-Pacífico realizado Shi (2022) se encontró que existe una correlación entre las capacidades de gestión administrativa de una compañía y la presencia de insolvencia. Según Shi (2022), “al mejorar la gobernanza, que se traduce en mejor desempeño empresarial, se logra mitigar el riesgo de padecer dificultades financieras” (p. 107). Además, los estudios realizados por Kaur (2021) demostraron que, durante los periodos de dificultades financieras, los CEO tienden a disminuir su compromiso con la RSC, afectando la inversión social que las empresas podrían realizar. Suponiendo lo anterior, una afectación directa sobre el desarrollo social que debe promover la empresa (Flores et al., 2019).

Ampliando el ámbito de aplicación de los modelos de predicción de insolvencia, otra de las aportaciones significativas ha sido la detección temprana de eventos que puedan significar la materialización del riesgo de fraude concursal. En estos, de forma premeditada el gobierno corporativo de la compañía permite que esta entre en quiebra o bancarrota, actuando de mala fe

en contra de los acreedores que no pueden reclamar el pago de las obligaciones que ha contraído la empresa. Al respecto, Liodorova y Voronova (2020) han aportado métodos para la detección del fraude de tipo concursal, exponiendo que:

El principal logro en la lucha contra el fraude concursal fue la creación de una metodología para la evaluación de la quiebra y su previsión oportuna. El primer paso fue determinar los índices de insolvencia (quiebra), tales como liquidez, solvencia, rentabilidad y actividad. El siguiente paso fue crear un tipo diferente de modelos de pronóstico, por ejemplo, las puntuaciones del índice de riesgo, el análisis discriminante múltiple (MDA), los modelos con probabilidad condicional como el tipo logit/probit y otros. (p. 10).

Indudablemente, la constante exploración de estos fenómenos ha consolidado la base para una búsqueda continua de soluciones para el pronóstico de la quiebra empresarial (Prusak, 2020). Es decir, existe un campo amplio para la utilización de métodos de predicción en el estudio del riesgo de insolvencia, aunque estos temas sigan relativamente desatendidos por los investigadores. Tal como señaló Noguera (2023), es necesario desarrollar modelos de predicción específicos para distintos sectores de la economía, enfocados especialmente en regiones específicas, considerando la territorialidad como una de las características correlacionadas con el fenómeno de insolvencia.

En respuesta a esta necesidad de ampliar los horizontes de estudio a nivel territorial, en América del Sur, Erazo (2019) desarrolló un modelo de regresión logística para predecir el riesgo de quiebra en empresas del sector comercial de Ecuador, utilizando ratios financieras. En su modelo, se incluyó como variable de control la 'edad' de las compañías, determinando que esta no era significativa para el fenómeno de quiebra. Además, Erazo (2019) propuso la segmentación del riesgo a través de una clasificación basada en los resultados obtenidos de las ratios financieras. De manera similar, Seijas (2019) en Uruguay, Estrada (2021) en México y Correa y Lopera (2019) en Colombia, concluyeron que el uso de ratios financieras era útil para la predicción de la insolvencia mediante el método de regresión logit en sectores específicos de la economía de sus países.

2.2. Marco Teórico.

Dentro del marco teórico de esta investigación se presentan diversas teorías, pronunciamientos científicos y posturas que, desde distintas ópticas, sustentan teóricamente el estudio. También se abordan desde estas perspectivas teóricas todas las variables de estudio (dependiente, independientes y de control) que contribuirán a explicar el fenómeno social que representa el riesgo de insolvencia en las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios. Es importante resaltar que la elaboración de este apartado ofrece al autor una perspectiva o visión clara sobre la ubicación del proyecto investigativo dentro del amplio campo de estudio de las finanzas. Además, la aplicación de la econometría, mediante el uso del modelo de regresión logit, fue fundamental para el diseño del modelo de predicción del riesgo de insolvencia propuesto. Por ello, se detallan a continuación los temas ejes que comprenden el marco teórico:

1. Insolvencia empresarial
2. Teorías explicativas
3. Métodos y modelos de predicción
4. Fenómeno de insolvencia en la regulación de Colombia
5. Perspectivas teóricas de las variables de estudio

2.2.1. *Insolvencia empresarial*

Llegar a una definición consensuada de qué es la insolvencia empresarial no es una labor fácil, esto se debe principalmente a una deficiencia en la investigación de índole teórica (Agarwal y Patni, 2019; Shi, 2022). Lo notable en los estudios sobre insolvencia es que a menudo se ha abordado desde el concepto legal de liquidación empresarial, cuyas connotaciones limitan el espectro de aplicación. Este enfoque asume que la compañía se encuentra en un estado de salud financiera tan crítico que no le permitirá continuar operando y, por ende, debe desaparecer (Laitinen et al., 2019). La dificultad en definir un concepto homogéneo repercute en el abordaje mismo de la problemática, ya que una compañía puede parecer solvente y sin preocupaciones financieras, pero una eventualidad específica puede impedirle atender sus compromisos. Por consiguiente, no existe un término apropiado y unificado para la insolvencia financiera en los

estudios anteriores; cada investigación utiliza su propia definición (Linardi, 2020). Para mostrar la heterogeneidad de los términos o denominaciones asociados a la insolvencia empresarial, la Tabla 4 compara los más conocidos:

Tabla 4

Términos sobre los cuales se estudió la insolvencia empresarial

Autor (año de publicación)	Término o denominación
Beaver (1966)	Dificultad para atender deudas
Altman (1968)	Legalmente quebrada
Deakin (1972)	Insolvente o en quiebra
Gruber y Warner (1977)	Legalmente quebrada
Ohlson (1980)	Legalmente quebrada
Taffler (1982)	Liquidación autónoma o por normativa estatal
Zmijewski (1984)	Legalmente quebrada
Altman (1981)	Insolvente o en quiebra
Goudie (1987)	Liquidación autónoma o por normativa estatal
Gilson et al., (1990)	Dificultad para atender deudas
Theodossiou (1993)	Legalmente quebrada
Lizarraga (1997)	Proceso concursal
Ibarra (2001)	No cumplimiento de objetivos
Shumway (2001)	Legalmente quebrada

Autor (año de publicación)	Término o denominación
Ooghe y De Prijcker (2008)	Legalmente quebrada
Romero (2013)	Fracaso empresarial
Erazo (2019)	Dificultad para atender deudas
Saleem (2019)	Legalmente quebrada
Rico et al. (2020)	Dificultad para atender deudas
Ogachi (2021)	Dificultad para atender deudas
Estrada (2021)	Dificultad para atender deudas
Rasolomanana (2022)	Legalmente quebrada
Noguera (2023)	Dificultad para atender deudas

Nota. Adaptado y complementado de *Factores determinantes de fracasos empresariales en Neiva (Colombia) durante el periodo 2000-2014*, por J. Andrade, E. Ramírez y H. Sánchez, 2018, Revista Espacios, 39(16), 9, <https://www.revistaespacios.com/a18v39n16/18391609.html>. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

En la Tabla 4 se mencionan algunos de los términos o denominaciones utilizados para definir la insolvencia empresarial, según la perspectiva de cada autor y el estudio realizado. Cabe resaltar que recientemente, los estudios se han orientado hacia la definición de dificultad financiera (He et al., 2019; Ashraf et al., 2019; Jia et al., 2020; Nugrahanti, 2020; Habib y Kayani, 2022). A su vez, el fracaso empresarial se ha vinculado con la insolvencia en trabajos científicos (Rico et al., 2020; Voda et al., 2021; Kaya, 2022), y frecuentemente se ha generalizado bajo la denominación de bancarrota (Kral et al., 2018). Esto indica que, en el ámbito de la investigación, el uso del término quiebra varía según el alcance legal que cada país o región

le atribuya. Támara et al. (2019) revisaron 127 artículos científicos sobre una temática similar y encontraron que la palabra fracaso fue utilizada en solo cuatro de ellos, mientras que 105 incorporaron el concepto de quiebra legal.

Al no existir un consenso al respecto, en esencia hay cuatro términos generales para referirse a empresas que no tienen éxito: fracaso, insolvencia, incumplimiento y quiebra (Altman y Hotchkiss, 2006). Para esta investigación se seleccionó el término insolvencia, reconocido como aquel episodio en el cual a una entidad le es imposible, por distintos motivos, continuar generando los volúmenes de ingresos o liquidez necesarios para dar continuidad a su objeto social a través de la explotación de una o varias actividades económicas, y decide acogerse a la normatividad de la región para afrontar el suceso (Gennaro, 2021). Dicho de otro modo, se considera insolvente a la empresa que no es capaz de atender el pago de sus obligaciones con sus acreedores (Beaver, 1966; Scherger et al., 2017; Terceño et al., 2018; Gómez y Murillo, 2019; Noguera, 2023; Sordo, 2023).

Por último, la insolvencia empresarial, como fenómeno social, no considera ningún tipo de exclusión, ya que se presenta en cualquier lugar, afectar a empresas indistintamente de su tamaño y tener repercusiones que incluso permean las economías de otras naciones. Es por esto por lo que es primordial conocer las causas que fundamentan el problema. Como mencionan Voda et al. (2021), las razones que pueden llevar a una empresa a la insolvencia son diversas y tienen repercusiones negativas en su capacidad de pago. Para abordar estas causas, es necesario retomar las teorías que explican por qué ocurre este fenómeno y así identificar soluciones a través de herramientas de análisis de datos.

2.2.2. Teorías explicativas

Las teorías que se presentan a continuación buscan explicar las causas de la insolvencia empresarial. Para ello, se realizó una búsqueda que permitiera identificar aquellas teorías asociadas a los fenómenos de fracaso, bancarrota, insolvencia, riesgo financiero, etc. Estas teorías han sido utilizadas en diversas disciplinas científicas y sociales para proporcionar una comprensión más profunda de los procesos y relaciones que subyacen a ciertos eventos o

comportamientos observados en el fenómeno investigado. En este contexto, se tratarán las teorías de estructura de capital, efectual o de efectuación, de la agencia y económica.

2.2.2.1. Teoría de la estructura del capital

A partir de los aportes científicos del trabajo de Modigliani y Miller (1958) sobre la irrelevancia de la estructura de capital en la generación de valor para las firmas en mercados eficientes, tomó importancia el estudio de la estructura de capital (Arévalo et al., 2022; Abate y Kaur, 2023; Brusov y Filatova, 2023). Antes de las conclusiones de estos autores, existía una convicción generalizada de que la empresa debía tener una mezcla balanceada del autofinanciamiento y la proporción de deuda que se debía incorporar a la estructura financiera, con el objetivo de minimizar el gasto derivado de los costos de financiamiento; sin embargo, un incremento de las obligaciones por deuda suponía que el riesgo de insolvencia que se debía asumir era mucho mayor (González et al., 2018). Actualmente, el equipo gerencial debe tomar con gran responsabilidad la elección de las fuentes de financiación y sus costos, ya que esta decisión es difícil y tiene repercusiones considerables sobre los resultados y el éxito de la gestión si no se determina una estructura óptima que genere valor (Simiyu y Otuya, 2019; González et al., 2021).

Adquirir recursos para financiar las actividades resulta menos complejo para las organizaciones de mayor tamaño, ya que presentan un menor riesgo de quiebra o insolvencia para los prestamistas que confían en ellas (Gutiérrez et al., 2020). Esto indica que existe una correlación entre el tamaño de la compañía, su acceso a crédito y el costo de este. No obstante, de modo particular durante el periodo de pandemia por COVID-19, los gobiernos impulsaron alivios económicos y fiscales para las compañías, entregando a través de las instituciones financieras con tipos de interés bajos, garantizando la continuidad de los negocios (Santiago, 2022). Además, Zhao (2018) señala que no solo el tamaño de la empresa influye en la adquisición de financiación y en la estructura de capital; también existe un factor adicional compuesto por la remuneración de los administradores de las compañías, que influye en la decisión de la estructura de capital y puede ser responsable indirectamente de un evento de insolvencia. Sin embargo, esta variable no

es tan fácil de incorporar a los cálculos de estructura de capital, toda vez que la teoría sólo propone diagnósticos a partir de índices aplicados a la información financiera.

Para medir la estructura de capital de una compañía se utilizan distintas ratios, las cuales son útiles para determinar las dificultades financieras que una empresa pueda presentar. Unas ratios positivas contribuyen a una menor probabilidad de presentar riesgo de insolvencia o quiebra (Karugu et al., 2018). Esto se debe principalmente a que la reducción de costos financieros es el resultado de una gestión óptima del capital de trabajo (Munkhdalai et al., 2023). Con base en lo anterior, es posible concluir que la estructura de capital puede ser responsable del riesgo de insolvencia, ya que los costos de financiación, el tiempo, la calidad y cantidad de deuda que una compañía asuma aumentan la carga financiera y reducen su capacidad de reacción ante los cambios en el entorno económico.

2.2.2.2. Teoría efectual

Durante la fase de iniciación de un negocio, los emprendedores deben tomar decisiones según el dinamismo que el entorno provee. Es crucial considerar el efecto de un ambiente de constante cambio, similar al de un laboratorio científico, donde se pone a prueba un experimento a la vez y, según los resultados, se definen las alternativas hasta elegir aquellas que mejor se ajusten a las características del líder de la organización. Esta teoría se conoce como la estrategia del ensayo y error, siendo utilizada comúnmente en diversas áreas, como la ciencia, la tecnología, la ingeniería, el aprendizaje y el desarrollo personal, entre otras (Sarasvathy et al., 2014; Reymen et al., 2015).

A través del estudio de Dupleix (2021) se obtiene un contexto sobre la relación entre la teoría efectual o de efectuación, el fracaso y/o la insolvencia empresarial. En contraste con la metodología de razonamiento planificado, el proceso llevado a cabo por los emprendedores inicia con el reconocimiento de los recursos disponibles y la puesta en marcha de una idea de negocio en el menor tiempo posible. Lamentablemente, el precio que se paga por el bajo nivel de estrategia implementada y la falta de planificación, junto con un análisis superficial de las

consecuencias, es alto, lo que conlleva que muchos emprendimientos terminan en fracaso y quiebra.

Por otra parte, la teoría de efectuación también propone que la postura del emprendedor lo lleva a cometer errores. Su experiencia, o la falta de ella, sesga las decisiones, prevaleciendo su inclinación hacia asuntos puramente técnicos y dejando de lado temas relevantes como la planificación financiera, las estrategias de marketing y la dirección del personal, entre otros. En conclusión, debido a estos descuidos y al exceso de confianza, se asumen riesgos excesivos que pueden llevar a la quiebra (Dupleix, 2021).

2.2.2.3. *Teoría de la agencia*

Un conflicto de interés es el pilar de la teoría de la agencia. Este conflicto se presenta cuando una parte interesada se ve motivada a manipular el desempeño de la entidad. Tal es el caso de los accionistas, cuyo objetivo es maximizar el valor de la empresa, y la gerencia, cuya prioridad no coincide con la de los accionistas, ya que sus intereses tienen otros propósitos (Salehi et al, 2020; Zimon et al, 2021). Se asocia el postulado de la agencia con la insolvencia empresarial, debido a que el conflicto de interés puede repercutir en el riesgo de insolvencia a través de las decisiones financieras que tome la alta dirección de la compañía para obtener altas compensaciones sin medir los riesgos excesivos (Tripathi, 2021).

Existen otras formas de manipulación para mostrar resultados favorables sobre la gestión realizada por los líderes de las empresas. Una de las más conocidas es la distorsión intencionada de las cifras contables, ajustando los estados financieros para ocultar la verdadera realidad de los hechos contables por los que ha transcurrido la entidad (Wenfang y Ayisi, 2020). Al manipular las cifras, no solo se engaña a los accionistas, sino también a terceros que hacen uso de la información reportada, como los bancos, firmas de auditoría, proveedores, y el gobierno. La falta de información confiable y la incertidumbre resultante pueden llevar a estos terceros a descalificar a la compañía, repercutiendo en una avalancha de decisiones equivocadas que pueden destruir todo un mercado. Asimismo, no contar con información precisa dificulta la creación de

modelos de predicción de insolvencia, ya que estos modelos dependen de variables que miden la situación financiera y contable de la entidad.

2.2.2.4. Teoría económica y sus ciclos

La disminución de la demanda de los bienes y servicios que una compañía ofrece al mercado se ve altamente impactada por el comportamiento de los ciclos económicos. Esto se evidencia a través de indicadores como el desempleo, las tasas de interés, la inflación, el PIB, la tasa de cambio, el costo de las materias primas, el riesgo país, la seguridad, las condiciones laborales, el aumento de la oferta, la mayor competencia, el volumen de importaciones y exportaciones, y la política económica de la nación. Todos estos factores afectan el desempeño de las compañías y pueden explicar su quiebra (Orellana et al., 2023; Sánchez y Medina, 2023). Supone esto que la liquidez necesaria para atender los compromisos de una compañía se vea comprometida debido a la situación desfavorable del entorno económico en el que se desarrolla su objeto social (Isayas, 2021). En consecuencia, la insolvencia es un detonante durante estos periodos negativos.

En contraste, Gennaro (2021) argumenta que responsabilizar o anticiparse a los ciclos económicos no basta para predecir y mitigar el riesgo de insolvencia; se requiere crear reservas de activos líquidos que ayuden a enfrentar eventos de dificultad. Nuevamente, toma protagonismo la estructura de capital, la cual, aunque no es muy tenida en cuenta en los modelos de gestión de riesgo de las organizaciones, es un respaldo frente al riesgo de liquidez (Magerakis et al., 2020). Además, la teoría económica contempla que el tamaño de la empresa está vinculado con la tenencia de reservas de efectivo. Las empresas más grandes presentan un mayor uso de financiación a través de deudas y capital, mientras que las empresas pequeñas optan por crear fondos de liquidez con recursos propios, debido a que les es más difícil acceder a otras fuentes de financiación (Drobetz y Grüninger, 2007; Bernate y Gómez, 2021).

2.2.2.5. Otras teorías

Contrariamente a las teorías expuestas por el autor, Onakoya y Olotu (2017) proponen una perspectiva adicional, reconociendo que existen diversas teorías sobre la quiebra empresarial o insolvencia. A continuación, se presentan estas teorías de manera sintetizada:

- a) **Teoría de la maximización del bienestar social:** una empresa que presenta dificultades financieras genera mayor bienestar social si es liquidada. Lo anterior, de acuerdo con los intereses de los acreedores, quienes solamente desean recuperar lo adeudado a través de la liquidación de los activos de la compañía morosa.
- b) **Teoría de la regla de la prioridad absoluta:** destaca la necesidad de una ley que permita establecer una distribución equitativa de los recursos que puedan ser recuperados de una compañía en insolvencia. Sin embargo, la ley presenta limitantes o en su defecto no se hace cumplir.
- c) **Teoría del acuerdo de los acreedores:** propone que los acreedores deben llegar a un acuerdo amistoso que permita, de manera estratégica, sacar mejor provecho para todas las partes, reduciendo los costos y maximizando los resultados por medio de la colaboración, en lugar de buscar individualmente hacer efectivo el cobro o recuperación de la deuda.
- d) **Teoría del riesgo compartido:** corresponde a la propuesta evolutiva de la teoría del acuerdo de los acreedores, en la cual el acuerdo debe incluir una distribución de los riesgos. Esto permite a los acreedores asumir una menor pérdida en caso de reclamación. El problema radica en quién asume qué riesgo y, en el peor de los casos, que ningún acreedor quiera asumir riesgos. Esta teoría parte del hecho de que los acreedores acuerden que en cualquier momento el deudor podría caer en quiebra.
- e) **Teoría basada en el valor:** considera que los activos de los deudores toman una connotación casi antropológica, donde se considera que los bienes poseen características sociales, políticas y hasta morales. Es decir, los activos no son unos

simples bienes estáticos e inertes que existen para ser compartidos, estos a su vez cumplen un ciclo al igual que el ser humano. Supone también una oportunidad para que el deudor pueda tener un nuevo comienzo.

- f) **Teoría de la política de quiebra:** obliga a los acreedores a que asuman parte de las pérdidas del deudor. Adicionalmente, proporciona una herramienta de equidad para la distribución de los activos del deudor.

2.2.3. *Métodos y modelos de predicción*

La revisión de literatura demostró que los modelos de predicción de insolvencia han sido construidos con base a cuatro métodos estadísticos principales que, de acuerdo con la época corresponden a: primera mitad del siglo XX - método de una variable; segunda mitad – métodos de múltiples variables y computacionales; y en lo corrido del siglo XXI – métodos de combinación de clasificadores, donde la inteligencia artificial toma relevancia (Del Castillo, 2021). Estos métodos y su modelo más representativo se detallan a continuación:

2.2.3.1. *Método de una variable*

Se caracteriza por que para la construcción de modelos de predicción se utiliza una variable seleccionada de un grupo de ratios financieras, el éxito del método se fundamenta en que las compañías que se encuentran solventes difieren de las insolventes debido a las peculiaridades que presenta dicha ratio, ya que los resultados que arroja el cálculo de la ratio permiten diagnosticar o predecir el riesgo. La estadística en el método de una variable refleja como la media o la varianza de la distribución es diferente para dos grupos de compañías (insolventes y solventes) (Beaver, 1966).

Existen múltiples estudios que han incorporado el análisis de una variable para predecir el riesgo de insolvencia, bancarrota o la salud financiera de una compañía, como los de Fitzpatrick (1932), Smith y Winakor (1935), Merwin (1942) y Horrigan (1965). Esto se debe a su

facilidad para ser usado en muestras pequeñas; sin embargo, el modelo se queda limitado al no poder determinar cuál es la ratio de mayor relevancia cuando se efectúan un mayor número de observaciones. Como alternativa a las restricciones de este modelo, se propuso el método de múltiples variables, que provee una herramienta para simplificar la predicción y las decisiones de manera más precisa, siendo un método superior (Hammond et al., 2023). El exponente de mayor reconocimiento de este tipo de método es William Beaver a través de su modelo.

2.2.3.1.1. Modelo de Beaver

La propuesta de Beaver (1966) se basa en la selección de una muestra de 158 compañías divididas en dos grupos iguales, con una predicción de cinco años antes del periodo de insolvencia. La información financiera fue la protagonista en este estudio, con énfasis en el flujo de efectivo, analizado a través de ratios que buscaban identificar el comportamiento de las actividades comerciales en 38 sectores económicos. El estudio utilizó un método de emparejamiento en el muestreo, lo que implica seleccionar una empresa que haya experimentado fracaso y emparejarse con una empresa que no haya fracasado, siempre que pertenezcan al mismo sector y tengan activos de tamaño similar (Alzayed et al., 2023).

Las observaciones de Beaver ayudaron a concluir lo siguiente: cuanto más abundantes sean los recursos líquidos disponibles, menor será la posibilidad de experimentar un resultado desfavorable; un incremento en la circulación de capital operativo disminuye la probabilidad de enfrentar un desenlace adverso; un mayor grado de endeudamiento eleva las posibilidades de encontrarse en una situación de fracaso; y a medida que aumentan los gastos operativos, se incrementa la probabilidad de enfrentar un resultado negativo. Asimismo, los activos líquidos muestran una capacidad predictiva considerablemente menor, mientras que la capacidad predictiva del flujo de efectivo en relación con los pasivos totales es significativamente elevada.

El modelo se caracterizó por el uso de la técnica de muestreo aleatorio estratificado. Esta técnica aborda el problema del desequilibrio de clases originado por la disparidad en el número de casos de éxito y fracaso, evitando posibles deficiencias en la precisión predictiva y garantizando la imparcialidad en la selección de la muestra (empresas insolventes y solventes).

Así, se asegura una representación equitativa que controla las variables que podrían distorsionar la relación entre los índices y la predicción de empresas insolventes (Liang et al., 2016; Alzayed et al., 2023).

Para concluir, se debe considerar que este modelo de predicción enfrenta uno de sus principales desafíos debido a que las empresas en situación de insolvencia pueden alterar intencionalmente sus estados financieros, influyendo en los indicadores y no mostrando con precisión su situación económica actual. Además, surgen otros obstáculos relacionados con la clasificación errónea de las compañías, considerando el error de Tipo I, que supone identificar incorrectamente a una empresa como solvente cuando en realidad no lo está, y el error de Tipo II, que involucra etiquetar erróneamente a una empresa solvente como insolvente (Mateos et al., 2011).

2.2.3.2. Método de múltiples variables o multivariado

Los métodos de múltiples variables o multivariados constituyen herramientas estadísticas empleadas para el análisis conjunto de un grupo de variables dentro de un modelo de predicción de insolvencia. Además, son útiles para determinar si los datos examinados contienen información pertinente para un análisis posterior. En 1968, dos años después del estudio de Beaver (1966), Edward Altman introdujo el análisis discriminante multivariado, que se consolidó como la técnica principal durante la década de 1970 (Casado et al., 2019). Durante las dos décadas siguientes, las metodologías multivariadas más empleadas en la predicción de insolvencia incluyeron las técnicas de análisis discriminante multivariado, probit y logit (González et al., 2019), que se explican a continuación:

2.2.3.2.1. Análisis discriminante multivariado

Mediante el análisis discriminante multivariado (MDA, por sus siglas en inglés), se pueden fusionar dos o más variables, lo cual ha sido objeto de un notable desarrollo en el ámbito empírico y se evidencia en una amplia variedad de investigaciones como las de Deakin (1972),

Blum (1974), Takahashi et al. (1984), y Theodossiou (1993), entre otros (Lambreton, 2023). Este método se emplea principalmente para categorizar y/o realizar pronósticos en situaciones donde la variable dependiente se presenta de forma cualitativa. Por ejemplo, en esta investigación, donde se debe establecer si una empresa es solvente o insolvente, el MDA ofrece la oportunidad de analizar un conjunto completo de atributos compartidos, así como la interrelación de estas características. Esto significa que este tipo de análisis considera no solo una, sino múltiples variables responsables de que una compañía presente o no insolvencia (Noguera, 2023).

La función que representa el análisis discriminante multivariado es una combinación lineal de variables, normalmente ratios financieras, cuya labor es diferenciar las empresas insolventes de las solventes, como ya se mencionó. Para lograr este propósito, se utiliza la siguiente ecuación:

$$Z = c_1X_1 + c_2X_2 + \dots + c_nX_n$$

Donde c_1, c_2, \dots, c_n corresponden a los coeficientes discriminantes y X_1, X_2 y X_n son las variables independientes, es decir los valores obtenidos de los cálculos de las ratios financieras. Es común observar esta ecuación en los modelos de predicción que se basan en el Altman Z-Score (Alaka et al., 2018).

2.2.3.2.2. Modelo de Altman Z-score

El modelo Altman Z-score, ampliamente reconocido, se utiliza para prever dificultades en diversos ámbitos empresariales, especialmente la insolvencia (Alcalde et al., 2022; Solórzano, 2022; Isaac y Caicedo, 2023). Básicamente, el modelo es una fórmula que combina diversas medidas financieras para clasificar a las empresas en dos grupos: aquellas que enfrentan insolvencia y aquellas que no (Zizi et al., 2021). Para esclarecer la insolvencia en el contexto de las empresas manufactureras, Altman (1968) eligió una serie de 22 indicadores que, al aplicar el análisis discriminante multivariado, arrojaron cinco predictores de la insolvencia basados en la medición de ratios de liquidez, actividad, rendimiento, rentabilidad y endeudamiento.

Las observaciones realizadas por Altman se efectuaron sobre una muestra de 33 compañías solventes y 33 insolventes, asegurando que el tamaño y la industria fueran homogéneos al emparejar una compañía insolvente con una solvente, con el fin de evitar que estos dos factores distorsionaran los resultados. El modelo Z-score de Altman (1968) está representado por la siguiente ecuación:

$$Z = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + 1X_5$$

Donde:

Z = Índice de insolvencia

X_1 = Capital circulante/Activo total

X_2 = Beneficios no distribuidos/Activo total

X_3 = EBITDA/Activo total

X_4 = Capitalización Bursátil/Deuda total

X_5 = Ventas netas/Activo total

El grado de precisión del modelo Z-score fue superior al 90%, presentando una herramienta fiable que permite anticipar problemas financieros hasta dos años antes de que se presenten. No obstante, los responsables del análisis financiero han expresado objeciones al modelo, debido a que su utilización se limita únicamente a empresas del sector manufacturero que están listadas en el mercado bursátil (Bermeo y Armijos, 2021). Además, el modelo de Altman (1968) y aquellos que se fundamentan en el análisis discriminante presentan una deficiencia basada en que las variables predictoras, en este caso las ratios, siguen una distribución normal y que las matrices de varianza-covarianza entre las variables son iguales. Sin embargo, en el contexto de las ratios financieras, es común que estas suposiciones no se cumplan debido a la naturaleza específica de los datos financieros (Casado et al., 2019). Esta deficiencia fue cubierta,

en parte, por la propuesta de los modelos de regresión Probit (Zmijewski, 1983) y Logit (Ohlson, 1980).

2.2.3.2.3. Regresión Logit

Un modelo de regresión logística es un tipo de modelo probabilístico no lineal utilizado para predecir la probabilidad de que ocurra un evento binario, como sí/no, solvente/insolvente, u otra categoría dicotómica, en función de una o más variables predictoras independientes (Flórez, 2007; Kacer et al., 2019; Rodríguez y González, 2019; Pavlicko y Mazanec, 2022). Joseph Berkson propuso este enfoque y fue el primero en utilizar el término 'logit' para describir este tipo de modelos, que se basan en una distribución logística (Vela y Guerrero, 2020).

Este modelo se basa en el concepto de regresión, que es una técnica estadística para modelar la relación entre una variable dependiente (variable binaria) y una o más variables independientes (predictoras, ratios financieras, cuantitativas o cualitativas). En lugar de emplear el método de mínimos cuadrados para la estimación, se utiliza el procedimiento de estimación de máxima verosimilitud (Wijekoon y Azeez, 2015; Mejía, 2019). El valor que puede tomar la variable dependiente es uno o cero (Gómez et al., 2020). En el caso de la predicción de insolvencia, se asigna uno cuando la compañía tiene riesgo de insolvencia y cero cuando es solvente.

La función que representa el modelo de regresión logit para múltiples variables está dada por:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)}}$$

Donde:

P_i = Probabilidad de insolvencia (1 o 0)

e^- = Base del logaritmo natural

β_0 = Constante

$\beta_1, \dots, \beta_n =$ Peso de los coeficientes de regresión (variables explicativas)

$X_1, X_2, \dots, X_n =$ Valores que toma la ratio financiera de la empresa

De igual modo, se puede presentar de manera simplificada así:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(Z_i)}}$$

La regresión logística se presenta como una opción frente al análisis discriminante, que presenta limitaciones en la inclusión de variables ficticias y puede generar complicaciones con la igualdad de covarianzas. Sin embargo, el modelo logit enfrenta un desafío adicional, ya que asume una conexión lineal entre las variables independientes y la variable de interés, lo que descarta la posibilidad de incorporar relaciones no lineales que podrían enriquecer su capacidad predictiva (Mateos et al., 2011; Calabrese et al., 2016). Otra restricción del enfoque de regresión logística surge de la estructura de la matriz de varianzas-covarianzas empleada para el cálculo de los parámetros. En situaciones donde los eventos poco frecuentes son predominantes, esto puede conducir a que la probabilidad estimada de incumplimiento tienda a cero, lo que generaría un mayor error estándar y comprometería la precisión de las estimaciones (Pérez et al., 2017).

A pesar de sus limitaciones, la regresión logit ha sido utilizada en la actualidad por autores como Erazo (2019), Ayús et al. (2019), Jia et al. (2020), Gómez et al. (2020) y Situm (2023), demostrando así sus ventajas en la predicción. Esta técnica de regresión ha aumentado su popularidad y se reconoce como uno de los enfoques más comunes para anticipar el colapso financiero, la insolvencia o la bancarrota de las empresas a nivel global (Shi y Li, 2019; Ansari et al., 2020; Ptak-Chmielewska, 2021). A continuación, se presenta el modelo de Ohlson (1980), pionero en utilizar esta técnica para predecir eventos de insolvencia (Zizi et al., 2021).

2.2.3.2.4. Modelo de Ohlson

James Ohlson (1980), basándose en el método de regresión logística, identificó las dificultades asociadas al uso del análisis discriminante múltiple (MDA). Con el objetivo de mitigar estas limitaciones, desarrolló un nuevo modelo para predecir el riesgo de insolvencia utilizando ratios financieras. El enfoque de Ohlson también analiza el comportamiento de los datos contables y el valor de mercado de una empresa, revelando diversas métricas relacionadas con el valor de la compañía y evaluando su capacidad para incrementarlo (Álvarez y Campa, 2020).

El análisis consistió en recopilar información de los tres años anteriores al momento de la bancarrota. Entre los datos recopilados para los periodos comprendidos entre 1970 y 1976 se incluyen el balance general, el estado de resultados, el estado de flujo de efectivo y los registros contables. Si estos últimos (los registros contables) indicaban una situación de insolvencia, se requería consultar un informe adicional conocido como 10-K (informe resumido de la Comisión de Valores y Bolsa de los Estados Unidos). El puntaje O-score consta de nueve variables (ratios) principalmente extraídas de los estados financieros y del informe de resultados (Rahman et al., 2021). A continuación, se detallan las nueve variables independientes y la ecuación diseñada por Ohlson (1980):

$$Y = -1.3 - 0.4X_1 + 6.0X_2 - 1.4X_3 + 0.1X_4 - 2.4X_5 - 1.8X_6 + 0.3X_7 - 1.7X_8 - 0.5X_9$$

Donde:

$$Y = \text{Índice total de probabilidad de insolvencia (1 o 0)}$$

$$X_1 = \frac{\text{Logaritmo del Activo Total}}{\text{Índices de Precios Producto Nacional Bruto base 1968}}$$

$$X_2 = \frac{\text{Pasivo Total}}{\text{Activo Total}}$$

$$X_3 = \frac{\text{Capital de Trabajo}}{\text{Activo Total}}$$

$$X_4 = \frac{\textit{Pasivo Corriente}}{\textit{Activo Corriente}}$$

$$X_5 = \textit{Dummy Solvencia (1 si el Pasivo Total > Activo Total, contrario 0)}$$

$$X_6 = \frac{\textit{Utilidad Neta}}{\textit{Activo Total}}$$

$$X_7 = \frac{\textit{Flujos de las actividades de operación}}{\textit{Pasivo Total}}$$

$$X_8 = \textit{D. Rentabilidad (1 si los Ingresos de los dos últimos años fueron negativos, contrario 0)}$$

$$X_9 = \frac{\textit{Utilidad Neta Año Actual} - \textit{Utilidad Neta del Año Anterior}}{\textit{Utilidad Neta del Año Actual} + \textit{Utilidad Neta del Año Anterior}}$$

A partir de su estudio, Ohlson (1980) propuso tres modelos distintos para prever el fracaso o la insolvencia según el tiempo anticipado. El primer modelo busca predecir el fracaso en un año, el segundo en dos años, y el tercero en uno o dos años. Los coeficientes del primer modelo muestran coherencia con las explicaciones previas de las variables empleadas, y este modelo demuestra tener un ajuste más adecuado que los otros dos; tres de las nueve variables utilizadas no resultan estadísticamente significativas (X_3 , X_4 y X_8) (Waqas y Md-Rus, 2018). Además, la variable de mayor importancia estadística en los tres modelos fue el tamaño de la compañía, representado por la variable X_1 . Es novedoso que, en este estudio, el autor decidiera no emplear muestras emparejadas, optando por trabajar con una muestra que incluía 105 empresas en situación de crisis y 2058 empresas financieramente estables.

Dentro de los hallazgos obtenidos en su estudio, Ohlson (1980) logró identificar correctamente el 96,12% de las empresas industriales que se encontraban en riesgo de quiebra. Los resultados revelaron que la combinación de los errores de tipo I y II produjo un umbral de 0.38. Esto significa que aproximadamente el 17,4% y el 12,4% de las empresas en situación de quiebra no fueron identificadas correctamente por el modelo. Además, se destacó que, aunque la

metodología era adecuada para los datos disponibles, no consideraba la información a lo largo del tiempo. También se concluyó que la capacidad predictiva de cualquier modelo está estrechamente vinculada a la información contable disponible (Ohlson, 1980).

2.2.3.2.5. *Regresión Probit*

El método Probit constituye una opción diferente al enfoque Logit (Rodríguez y González, 2019). La distinción principal radica en su suposición de una distribución normal de las variables aleatorias, que son independientes dentro del modelo. En los modelos logit, se parte de una distribución de probabilidad logarítmica, mientras que en los modelos probit se trabaja con una distribución de probabilidad acumulativa (Jenčová et al., 2020). Este contraste se debe a las colas más pronunciadas de la función logística (Toudas et al., 2024). Además, el Probit utiliza una función que sigue la distribución normal, a diferencia del Logit, que se basa en una función logística (Sordo, 2021). En la práctica, las diferencias no son significativas, excepto cuando la muestra incluye numerosas observaciones atípicas (Klieštík et al., 2015). Se le atribuye al bioestadístico estadounidense Chester Ittner Bliss el desarrollo de los modelos probit, también conocidos como normit, propuestos en 1934 como una técnica de estimación para resolver problemas biológicos. Actualmente, estos modelos se han aplicado ampliamente en el campo de la ciencia económica (Vela y Guerrero, 2020).

Estos modelos han demostrado ser herramientas poderosas en el ámbito económico y financiero para anticipar situaciones de insolvencia en las empresas. Frente a los modelos logit, los modelos probit presentan ciertas ventajas distintivas, como su capacidad para manejar de manera más efectiva los datos binarios o dicotómicos, es decir, aquellos que se presentan en forma de "sí" o "no", como el estado de insolvencia. Además, no asumen la igualdad de varianzas entre las clases de la variable dependiente, a diferencia de los modelos logit, lo que convierte a los modelos probit en una herramienta favorable al proporcionar una tasa de éxito potencialmente más alta en comparación con los efectos marginales del modelo logit (Rodríguez y González, 2019).

No obstante, no existe una regla clara que guíe hacia la elección de un método sobre otro; la decisión puede basarse en la distribución de probabilidades o en la función de verosimilitud, pero las diferencias entre ellos a menudo no son tan significativas en términos de resultados. Desde un punto de vista teórico, el modelo logit es más fácil de calcular que el modelo probit. Sin embargo, en la práctica, sus resultados no muestran diferencias sustanciales (Vela y Guerrero, 2020).

Aunque las diferencias entre los modelos probit y logit no son sustanciales en términos de resultados, los modelos probit logran una precisión considerable a pesar de emplear muestras relativamente reducidas y un conjunto limitado de indicadores financieros como variables explicativas (Radovanovic y Haas, 2023). Por esta razón, en la práctica, los modelos probit han sido utilizados por autores como Uchida et al. (2015), Kovacova y Kliestik (2017), Ashraf et al. (2019), Estrada (2021) y Toudas et al. (2024). Su máximo exponente, Mark E. Zmijewski, desarrolló un modelo que se expone en el siguiente apartado.

2.2.3.2.6. Modelo de Zmijewski

En 1984, Zmijewski fue pionero al presentar el primer modelo probit para identificar la probabilidad de insolvencia o fracaso empresarial (Bernate y Gómez, 2021). En su estudio, exploró diversos sesgos que podrían surgir debido a la selección de muestras o los métodos de recolección de datos. Sus hallazgos indicaron la existencia de tales sesgos, aunque no parecieron influir significativamente en la inferencia estadística ni en las tasas de clasificación (Radovanovic y Haas, 2023). El estudio se basó en una muestra de 840 compañías, con información de los años comprendidos entre 1972 y 1978, logrando un nivel de predicción del 99,5% (Zmijewski, 1984). La creación del modelo se fundamentó en indicadores financieros como el retorno sobre la inversión, la relación de endeudamiento y la liquidez, que evalúan el desempeño, el nivel de endeudamiento y la capacidad de convertir activos en efectivo. Estos indicadores no fueron elegidos siguiendo una fundamentación teórica específica, sino basados en investigaciones anteriores (Caro, 2012). A diferencia de estudios previos, Zmijewski examinó únicamente tres medidas financieras que forman la siguiente ecuación:

$$\text{Probit} = -4.3 - 4.5X_1 + 5.7X_2 + 0.004X_3$$

Donde:

$$X_1 = \frac{\text{Utilidad Neta}}{\text{Activo Total}}$$

$$X_2 = \frac{\text{Pasivo Total}}{\text{Activo Total}}$$

$$X_3 = \frac{\text{Activo Corriente}}{\text{Pasivo Corriente}}$$

Estos tres indicadores formaron la base del modelo probit de Zmijewski. La utilización de este modelo permitió estimar que, de las 840 compañías estudiadas, 40 se vieron afectadas por bancarrota, mientras que las restantes 800 no enfrentaron tal escenario. Como aporte significativo, Zmijewski concluyó que la tendencia a sesgar los datos por la selección disminuye cuando la proporción de empresas insolventes y solventes en la muestra se asemeja a la de toda la población (Zmijewski, 1984).

2.2.3.3. Métodos computacionales

Después del auge de las técnicas multivariadas, surgieron los métodos computacionales, que no requieren suposiciones estadísticas previas y han contribuido significativamente al proceso de clasificación de compañías en situación de insolvencia (Del Castillo, 2021). En el ámbito de la predicción de problemas financieros como la insolvencia o la bancarrota, se utilizan diversos enfoques computacionales, tales como Árboles de Decisión, Redes Neuronales Artificiales (RNA), Máquinas de Vectores de Soporte (SVM), Aprendizaje Automático y Minería de Datos, entre otros (Qu et al., 2019). Recientemente, ha habido un creciente interés entre los investigadores en explorar cómo los modelos de aprendizaje automático pueden anticipar situaciones de quiebra (Tsai, 2020; Chen et al., 2020). Estudios previos han demostrado que los modelos modernos tienen la capacidad de ofrecer predicciones más precisas que los enfoques

convencionales, como Logit o Probit (Barboza et al., 2017; Gregova et al., 2020; Tron et al., 2022).

Un estudio reciente destacó el potencial de las técnicas de inteligencia artificial para mejorar la anticipación de crisis financieras, como la insolvencia. Esta investigación comparó la capacidad predictiva de cinco modelos de inteligencia artificial con métodos estadísticos convencionales para prever situaciones de crisis financiera en empresas. Al analizar datos de compañías estadounidenses desde 1985 hasta 2013, se encontró que los modelos de inteligencia artificial demostraron una mayor exactitud en comparación con el análisis discriminante y la regresión logística (Shetty et al., 2022). Esto se debe a que las herramientas de *machine learning* han ganado relevancia por su habilidad para examinar grandes volúmenes de datos y reconocer patrones complejos que pueden ser difíciles de detectar manualmente. En contraste, los modelos estadísticos convencionales para pronosticar la insolvencia a menudo presentan limitaciones, como la suposición de una relación lineal entre variables y la dependencia de la selección subjetiva de variables (Islam et al., 2022).

Por último, es conveniente resaltar cómo diversos investigadores han contribuido al campo de la detección temprana de problemas financieros utilizando métodos computacionales. Hosaka (2019), por ejemplo, empleó ratios financieras junto con imágenes y redes neuronales convolucionales. Kitowski et al. (2022) realizaron un análisis centrado en identificar señales de dificultades financieras graves mediante modelos predictivos de insolvencia en Polonia. En este estudio, se utilizaron diversas técnicas de inteligencia artificial, como el algoritmo de aumento de gradiente extremo (XGBoost), las máquinas de vectores de soporte (SVM) y las redes neuronales profundas. Otros estudios, como los de Barboza et al. (2017) y Succurro et al. (2019), también han explorado el uso de redes neuronales, algoritmos genéticos, máquinas de soporte vectorial y lógica difusa para este fin.

2.2.3.4. *Métodos de combinación de clasificadores*

El propósito de esta técnica radica en emplear varios enfoques simultáneamente para mejorar la exactitud de las predicciones, superando así el rendimiento de cada uno cuando se

utilizan de forma aislada. Una de las tácticas más comunes para fusionar diferentes clasificadores es Boosting, que incluye una variante llamada Adaboost (Jones et al., 2017). De este modo, los investigadores han adoptado diversas estrategias para predecir la insolvencia empresarial (Casado et al., 2019). Entre las técnicas de combinación de clasificadores se destacan la Votación Mayoritaria (Voting), Boosting, Bagging (Bootstrap Aggregating) y Stacking (Stacked Generalization).

La Votación Mayoritaria consiste en elegir la clase más votada entre las predicciones de varios modelos de clasificación. Bagging implica entrenar múltiples modelos en conjuntos de datos de entrenamiento generados mediante muestreo con reemplazo y luego combinar sus predicciones mediante votación o con promedios. Con Boosting, se entrenan modelos secuenciales que corrigen los errores de clasificación anteriores, y las predicciones se combinan ponderadamente. Los Bosques Aleatorios emplean múltiples árboles de decisión entrenados en diferentes subconjuntos de datos, combinando sus predicciones mediante votación o promedio. Finalmente, el Apilamiento implica entrenar un meta clasificador que utiliza las predicciones de modelos individuales como características para producir la predicción definitiva.

Además, en el estudio de la bancarrota y la insolvencia empresarial, se han empleado métodos de combinación de clasificadores para mejorar la precisión y robustez de los modelos predictivos mediante la recopilación de datos históricos relevantes, que incluyen información financiera y de mercado (Jones et al., 2017). Estos métodos han sido utilizados por diversos autores, como Zhou y Lai (2017) a través del AdaBoost para predecir la bancarrota corporativa, Caro et al. (2018) mediante Árboles de Clasificación en la predicción del estrés financiero y Gunnarsson et al. (2021) aplicando el *Deep Learning* para la calificación crediticia.

A partir de estas investigaciones, se evidenció el potencial de los métodos de predicción avanzados, como las técnicas de aprendizaje automático, que han demostrado una precisión de predicción superior en comparación con los enfoques lineales como Logit o Probit. Estas discrepancias se vuelven más pronunciadas cuando se proyectan resultados a largo plazo; un ejemplo de ello son los tree-boosting, que poseen un alto poder de precisión (Sigrist y Leuenberger, 2023). Las elevadas tasas de precisión, especialmente en modelos como árboles de decisión, AdaBoost y aumento de gradiente, denotan no solo el potencial de estas herramientas

para realizar predicciones confiables de quiebras, sino también resaltan la importancia del aprendizaje automático en los pronósticos financieros contemporáneos (Máté et al., 2023)

Además, aunque los métodos actuales de predicción, como la combinación de clasificadores, ofrecen grandes oportunidades, Ashraf et al. (2019) concluyeron que los modelos tradicionales basados en los análisis contables de Altman (1968) y Zmijewski (1984) aún resultan útiles para anticipar problemas financieros en mercados en crecimiento. Estos modelos pueden ser empleados por empresarios, expertos en finanzas, directivos y otros involucrados que busquen invertir en una empresa o mejorar su funcionamiento. Sin embargo, los modelos deben ser actualizados, ya que tienden a volverse obsoletos con el tiempo después de su creación. Los estudios sugieren que los modelos para predecir el riesgo de quiebra tienen una efectividad óptima de cuatro a seis años, tras los cuales requieren ajustes y actualizaciones (Korol, 2019).

Por lo tanto, dada la necesidad de una actualización constante y la cuestión sobre la elección del método de predicción a utilizar, Shi y Li (2019) señalan que los enfoques más comúnmente utilizados y estudiados para anticipar la posibilidad de quiebra son los modelos logit y las redes neuronales. Además, Pavlicko y Mazanec (2022) mencionan que, según lo expuesto en investigaciones previas, varios enfoques actuales se fundamentan en tecnologías como redes neuronales artificiales, máquinas de vectores de soporte y modelos de conjuntos. Aunque estos métodos arrojan resultados destacables, su capacidad para ser replicados es incierta y complicada. En otras palabras, los modelos más simples, como los árboles de decisión o los modelos de regresión logística, mantienen una gran popularidad. Por esta razón, para la investigación realizada se seleccionó la regresión logit para la creación del modelo propuesto.

2.2.4. Perspectivas teóricas de las variables

Las perspectivas teóricas de las variables que integran modelo de regresión logit proporcionan una comprensión más profunda del fenómeno investigado, basándose en una exploración de las contribuciones de diferentes autores y permitiendo contextualizar los hallazgos empíricos dentro del campo del conocimiento. Con este propósito, a continuación, se exponen de manera detallada los aportes pertinentes relacionados tanto con la variable dependiente, es decir,

la insolvencia empresarial, como con las variables independientes que han sido identificadas como posibles determinantes de la problemática en estudio.

2.2.4.1. Variable dependiente. Insolvencia

La relación entre insolvencia y riesgo es estrecha e inseparable; la percepción del riesgo es fundamental en los estudios de predicción de insolvencia, quiebra o bancarrota, y desempeña un papel crucial en la toma de decisiones empresariales (Horváthová y Mokrišová, 2018; Almeida, 2023). El riesgo se define como la medida de la incertidumbre inherente a la actividad empresarial, es decir, la incertidumbre acerca de eventos futuros que podrían ocasionar pérdidas financieras, dañar la reputación, interrumpir las operaciones o llevar a cualquier otro resultado no deseado debido a eventos adversos (Altman y Hotchkiss, 2006). La insolvencia, por su parte, ha sido abordada desde distintas perspectivas, dificultando la definición de un término preciso y generando dispersión en la literatura relacionada con el colapso de empresas (Shi, 2022). En este sentido, Estrada (2021) concluyó que existe polémica para definir qué es insolvencia empresarial, debido a la relación entre el tiempo y lo coyuntural que puede llegar a ser el acontecimiento.

En Lituania, por ejemplo, el término insolvencia o quiebra se usa con connotaciones distintas en sus leyes. La quiebra se emplea para describir los casos en que se presenta una bancarrota por motivos relacionados con actos fraudulentos, denominándose comúnmente como fraude de bancarrota (Liodorova y Voronova, 2020). El término bancarrota o quiebra tiene su origen en el latín, en la unión de las palabras "*bancus*" y "*ruptus*", que significan "banco o mesa" y "roto", respectivamente. Se dice que esta expresión se originó de la situación en la que un banquero, enfrentando dificultades económicas, gestionaba su negocio desde un banco roto. A su vez, en francés e italiano se encuentran las raíces de "*banque route*" y "*banco rotto*". Incluso, la Biblia en los libros de Levítico 25 y Deuteronomio 15 menciona las actuaciones que se practicaban en la época en casos de bancarrota (Onakoya y Olotu, 2017).

En el caso de Altman (1968) se centró en la predicción de quiebras. En línea con esto, estudios más recientes, como el de He et al. (2019), se han enfocado en la definición de dificultad financiera, estrés financiero e insolvencia. Para delimitar la variable de estudio dependiente, es crucial diferenciar tres conceptos clave: (1) dificultad financiera, (2) insolvencia y (3) quiebra. El estrés financiero se define como el periodo caracterizado por un bajo flujo de efectivo, una

situación que, aunque no lleva a la empresa a la quiebra, sí implica asumir pérdidas. La insolvencia, en cambio, refiere a la incapacidad de la empresa para cumplir con sus obligaciones financieras actuales, indicando tanto escasez de liquidez como rendimiento negativo. Este término se emplea generalmente en contextos técnicos para describir estas condiciones (Toudas et al., 2024).

Además, es fundamental considerar cómo otros investigadores han abordado el fenómeno de la quiebra y la insolvencia. Aleksanyan y Huiban (2016) describen la bancarrota como una situación donde una empresa no puede cumplir sus obligaciones financieras, generalmente debido a su incapacidad para competir eficazmente en el mercado. Este tipo de eventos conducen a la pérdida de empleos, reducción de activos y baja productividad. En un enfoque similar, Onakoya y Olotu (2017) categorizan la quiebra en dos formas: involuntaria, donde la situación es más allá del control de la empresa, y voluntaria, que implica decisiones conscientes que podrían acelerar el proceso de insolvencia. Además, definen la insolvencia como la incapacidad de una empresa para satisfacer sus deudas al vencimiento, lo cual se manifiesta de dos maneras: como "insolvencia equitativa" cuando no se pueden cumplir los compromisos de pago a tiempo y como "insolvencia de balance" cuando los pasivos superan a los activos, resultando en una grave falta de liquidez.

Siguiendo esta línea de análisis, Roque y Caicedo (2022) destacan que la insolvencia es un evento particular con connotaciones negativas, las cuales las empresas ni anticipan ni desean enfrentar. A su vez, Erazo (2019) identifica que una situación de quiebra empresarial se manifiesta cuando una compañía enfrenta dificultades para cumplir con sus compromisos financieros, lo cual restringe su operatividad y le impide alcanzar sus objetivos comerciales. En este contexto, Pisula (2020) describe la bancarrota como el fallo empresarial en el que una compañía no logra satisfacer sus obligaciones financieras con sus prestamistas por diversas razones.

Dado el análisis previo, el término de bancarrota se relaciona estrechamente con la insolvencia, ya que ambos conceptos reflejan la incapacidad de una empresa para cumplir con sus obligaciones financieras, lo que potencialmente podría conducirla a la bancarrota en el futuro, como señalan Bărbu, ță-Mi, su y Madaleno (2020). En este marco, la insolvencia se manifiesta cuando la empresa no puede sostener el curso normal de sus operaciones debido al impacto

negativo en sus finanzas, lo que resulta en una insuficiencia de recursos o fondos para satisfacer los compromisos adquiridos en el transcurso de sus actividades comerciales.

Sobre la base de lo expuesto anteriormente, el riesgo de insolvencia surge cuando una entidad, debido a factores tanto endógenos como exógenos, se ve imposibilitada para saldar sus deudas, según destacan Gör (2019) y Voda et al. (2021). Lizarzaburu et al. (2021) explican que tanto los elementos internos como los externos a la organización originan estrés financiero, insolvencia y eventual quiebra. Por ejemplo, Altman y Hotchkiss (2006) señalan que, internamente, una gestión deficiente puede llevar a un excesivo apalancamiento y aumento de los costos de producción, o, en el mejor de los casos, a una planificación financiera inadecuada. Por otro lado, desde una perspectiva externa, factores como aumentos en las tasas de interés, la imposición o ausencia de regulaciones gubernamentales y el fortalecimiento de competidores en la industria pueden provocar estrés organizacional. Estos elementos se pueden clasificar en ocho categorías principales, como identifican Toudas et al. (2024):

1. Problemas financieros graves: Estos comprenden dificultades como una gestión financiera deficiente, niveles elevados de deuda, falta de flujo de efectivo y pérdidas continuas.
2. Elementos informativos: Engloban la escasez de datos precisos o la presencia de información errónea acerca del mercado, competidores, clientes y tendencias económicas, lo cual puede complicar la toma de decisiones acertadas.
3. Factores físicos: Incluyen eventos como catástrofes naturales, incendios, inundaciones u otros daños físicos a los activos de la empresa que puedan afectar su capacidad operativa.
4. Aspectos humanos: Involucran inconvenientes vinculados al personal, como conflictos laborales, insuficiente capacitación, alta rotación de empleados o decisiones deficientes en la contratación.
5. Imagen corporativa: La reputación negativa de una compañía debido a escándalos, baja calidad del producto, prácticas comerciales poco éticas o problemas de relaciones públicas puede desencadenar una disminución en las ventas y la confianza del consumidor, lo que eventualmente puede llevar a la bancarrota.

6. Implicaciones legales: Incluyen multas, sanciones legales, demandas y cualquier acción judicial que pueda afectar adversamente las finanzas de la empresa.
7. Influencia de la naturaleza: Desastres naturales como terremotos, huracanes, tormentas y otros eventos similares pueden interrumpir las operaciones comerciales y generar gastos adicionales, lo que podría precipitar a la empresa hacia la quiebra.
8. Marco regulatorio: Alteraciones en las regulaciones gubernamentales, leyes fiscales o normativas de la industria pueden tener un impacto significativo en las operaciones y los costos de cumplimiento empresarial, contribuyendo así a la insolvencia de la empresa.

De igual forma, es ampliamente reconocido entre los especialistas que los principales factores determinantes de la insolvencia empresarial incluyen: la capacidad de una empresa para solventar sus deudas a corto plazo (liquidez), generar ganancias (rentabilidad), y su nivel de endeudamiento (apalancamiento). Estos elementos son frecuentemente utilizados en los modelos diseñados para anticipar posibles escenarios de insolvencia (Lukason y Camacho, 2019).

Asimismo, en el ámbito de la investigación sobre la predicción de insolvencia, se han explorado diversas metodologías y fuentes de datos, como destacan Shetty et al. (2022). Platikanova (2005) identifica dos enfoques principales en el análisis de insolvencia: “El primero, está basado en métodos cuantitativos y cualitativos aplicados a la solvencia de una empresa, en particular utilizando los estados contables (como la aproximación en base contable). El segundo, propone una fuente de información alternativa y potencialmente superior en lo que respecta a la probabilidad de insolvencia, porque añade información de otras fuentes, además de los estados contables, como por ejemplo información sobre el mercado de valores (por ejemplo, el método basado en opciones)” (p. 97).

Con respecto a los métodos indicados en el primer enfoque, estos han sido fundamentales en el desarrollo de los modelos de predicción de insolvencia, y han experimentado una evolución significativa. Es por ello que se pueden identificar tres direcciones principales en el avance de estos modelos: la primera implica una evolución desde el análisis de variables simples hacia pronósticos más completos y complejos; la segunda destaca una transición desde métodos estadísticos tradicionales hacia el uso de técnicas avanzadas de aprendizaje automático

soportadas por inteligencia artificial; y la tercera subraya un incremento en la adopción de clasificadores combinados y híbridos, que aprovechan en profundidad ambos enfoques (Mihalovič, 2018). En cuanto a las técnicas estadísticas, estas se fundamentan principalmente en el análisis discriminante y se clasifican en univariadas y multivariadas, incluyendo modelos de análisis discriminante multivariado, modelos de probabilidad lineal, modelos Logit y modelos Probit (Horváthová et al., 2023).

El primer enfoque, también propone el uso de los estados financieros, consolidando así la importancia de la información contable. Esta perspectiva permite evaluar si una compañía manifiesta en sus reportes la falta de recursos necesarios para cumplir con sus obligaciones a corto plazo, establecidas y liquidadas según principios contables (Voda et al., 2021). Basándose en este enfoque contable, se han desarrollado modelos de predicción de insolvencia ampliamente reconocidos en la literatura académica, tales como los propuestos por Altman (1968), Ohlson (1980) y Zmijewski (1984) (Bărbu, tã-Mi, su y Madaleno, 2020). Cada uno de estos modelos utiliza variables explicativas y técnicas estadísticas específicas, lo que conduce a diferentes niveles de precisión en sus predicciones.

Siguiendo esta línea de investigación, los autores pioneros como Beaver (1966), Altman (1968) y Ohlson (1980) han posicionado los modelos cuantitativos, específicamente los discriminantes y de regresión logit, como herramientas esenciales para evaluar el riesgo de quiebra o insolvencia. En este contexto, el análisis discriminante múltiple (MDA) y los modelos Logit se han utilizado de forma prevalente, cada uno adaptándose a diferentes necesidades de estudio (Csikosova et al., 2019). Según Mihalovič (2016), Kovacova y Kliestik (2017), Valaskova et al. (2018), Erazo (2019), Pavlicko y Mazanec (2022), el modelo Logit se ha destacado particularmente en la categorización de compañías en grupos de solventes e insolventes. Este enfoque se centra en la variable dicotómica, que solo admite dos posibles resultados, facilitando así el análisis de los datos. Los investigadores seleccionaron cuidadosamente los datos de los estados financieros como insumos clave para definir coeficientes o ratios financieros, que son cruciales para la interpretación y análisis contable.

A partir de las investigaciones mencionadas, se observa una diversidad de métodos aplicados para predecir y analizar las dificultades financieras que podrían enfrentar las empresas, incluyendo la insolvencia, teniendo en cuenta las características específicas de cada sector

industrial (Pisula, 2020). Esta amplia gama de estudios refleja el interés continuo en comprender mejor los factores que contribuyen a la insolvencia en diversos contextos. En la Tabla 5 que se presenta a continuación, se detallan las investigaciones y metodologías utilizadas que están relacionadas directamente con la variable dependiente o que son similares a ella, proporcionando una visión clara de cómo diferentes enfoques han abordado el tema:

Tabla 5

Teorías y autores sobre predicción de insolvencia empresarial o semejantes

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Variables explicativas del fenómeno de insolvencia
Son et al. (2019)	Corea del Sur	GBM	2011-2016	No especifica	Ratios Financieras
Hosaka (2019)	Japón	RN	2002-2016	Empresas excluidas de la Bolsa de Valores de Japón	Ratios Financieras
Karas y Srbová (2019)	República Checa	Z; Springate; Zmijewski; Taffler	2006-2015	Construcción	Ratios Financieras
Castro et al. (2019)	Colombia	Mantel-Cox	2000-2015	Comercial	Ratios Financieras
Ansari et al. (2020)	Estados Unidos	RN	No especifica	No especifica	Ratios Financieras
Shen et al. (2020)	China	ARD; RD; SVM	2007-2017	Manufacturero	Ratios Financieras

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Variables explicativas del fenómeno de insolvencia
Zoričák et al. (2020)	Eslovaquia	t-SNE	2010-2016	Manufacturero y Construcción	Ratios Financieras
Liang et al. (2020)	Estados Unidos	TCA	1996-2014	No especifica	Ratios Financieras e Indicadores de Gobierno Corporativo
Du et al. (2020)	China	GBDT; XGBoost	2018	Empresas que cotizan en la Bolsa de Valores de China	Ratios Financieras
Horak et al. (2020)	República Checa	RN; SVM	2013-2017	Manufacturero	Ratios Financieras
Bărbu, tã-Mi y Madaleno (2020)	Unión Europea	Z	2006-2015	Empresas no financieras	Ratios Financieras
Vochozka et al. (2020)	República Checa	DNN	2014-2018	Manufacturero	Ratios Financieras
Becerra et al. (2020)	España	RN	2008-2017	Restaurantes	Ratios Financieras
Antulov-Fantulin et al. (2021)	Italia	GBM	2009-2016	Municipios de Italia	Ratios Financieras
Kou et al. (2021)	China	RN; RL; ARD; XGBoost	2016-2018	No especifica	Variables de información básica de la empresa, variables basadas en la red

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Variables explicativas del fenómeno de insolvencia
					de las PYME y variables basadas en transacciones.
Yildirim et al. (2021)	Turquía	RL; ARD; GBM	2010-2018	No especifica	Ratios Financieras
Nagel y Aviles (2021)	España	AT	No especifica	No especifica	Diez indicadores relevantes percibidos por los ejecutivos: Innovación, adaptabilidad empresarial, margen de mejora en los procesos productivos, tiempo para reaccionar ante situaciones de alarma, despidos, entre otros.
Park et al. (2021)	Corea del Sur	ARD; XGBoost	2009-2015	Financiero, Construcción y Comercial	Ratios Financieras
Berent y Rejman (2021)	Polonia	Poisson	2007-2017	Manufacturero, Construcción, Comercial y Transporte	Ratios Financieras
Wieprow y Gawlik (2021)	Polonia	AD; RL	2019-2020	Turismo	Ratios Financieras
Jaki y Ćwięk (2021)	Polonia	AD	2010-2015	Construcción	Ratios Financieras y Variables de Mercado
Ghosh y Kapil (2022)	India	RN; DEA	2015-2018	Siderúrgico	Ratios Financieras

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Variables explicativas del fenómeno de insolvencia
Qian et al. (2022)	China	ARG	2001-2019	Empresas que cotizan en la Bolsa de Valores de China	Ratios Financieras
Smith y Alvarez (2022)	España	XGBoost; RL; RN; SVM; ARD	1992-2016	No especifica	Ratios Financieras
Tron et al. (2022)	Italia	2014-2016	RL; ARD	No especifica	Las variables de gobierno corporativo –especialmente aquellas vinculadas al consejo de administración y a la alta dirección de una empresa– para anticipar la aparición de quiebras.
Lombardo et al. (2022)	Estados Unidos	SVM; XGBoost	1999-2018	Empresas que cotizan en la Bolsa de Valores de Estados Unidos	Ratios Financieras
Kitowski et al. (2022)	Polonia	RL; AD	2017-2018	Manufacturero	Ratios Financieras
Kanapickienė et al. (2023)	Lituania	RL; RN	2007-2013	Construcción	Ratios Financieras y Variables no financieras (macroeconómicas y del sector de la construcción)
Molina et al. (2023)	Ecuador	RL	2015-2019	Comercial	Ratios Financieras

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Variables explicativas del fenómeno de insolvencia
Orellana et al. (2023)	Ecuador	RL; RP	2011-2020	Construcción	Ratios Financieras
Gomes et al. (2023)	Portugal	Pearson, ANOVA	2019-2020	Restaurantes	Ratios Financieras
Noh (2023)	Corea del Sur	LSTM; RL; VC; ARD; RD	2012-2021	Empresas que cotizan en la Bolsa de Valores de Corea del Sur	Ratios Financieras
Beauvais et al. (2023)	Estados Unidos	RL; RN; SVM	2019	Hospitalario	Ratios Financieras y Variables no financieras (sector de los hospitales)
Sánchez y Medina (2023)	México	AFE	1997-2021	Automotriz, Comercial, Servicios y Manufacturero	Variables Económicas
Rahman y Zhu (2024)	China	Z; AdaBoost; CUSBoost	2012-2021	Construcción	Ratios Financieras
Issa et al. (2024)	Estados Unidos	RPR	2000-2018	Financiero	Ratios Financieras
Toudas et al. (2024)	Grecia	Altman; Ohlson; Zmijewski; Z; RL; RP	Un año antes de la quiebra (t-1)	Construcción	Ratios Financieras

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Variables explicativas del fenómeno de insolvencia
Hamdi et al. (2024)	Túnez	RL; ARD; AD; SVM; RD	2011-2017	No especifica	Ratios Financieras
Pellegrino et al. (2024)	Estados Unidos	RN	1999-2018	Manufacturero, Construcción, Financiero, Minería, Servicios y Agricultura	Ratios Financieras

Nota. Las abreviaturas usadas en la columna de metodología corresponden a: AD: Análisis Discriminante; ADM: Análisis Discriminante Múltiple; AFE: Análisis Factorial Exploratorio; ANSEM: Modelo de Conjunto Blando; ARD: Árboles de Decisión; AT: Análisis Textual; CD: Conjuntos Difusos; DEA: Análisis envolvente de datos; DNN: Red Neuronal Profunda; GBDT: Árbol de Decisión de Impulso de Gradiente; GBM: Gradient Boosting Machines; MPGEAE: Modelo de Predicción General para las Empresas Agrícolas Eslovacas; MTG: Modelo Teórico de Grafos; RD: Bosques Aleatorios (Random Forest); RL: Regresión Logit; RN: Redes neuronales; RP: Regresión Probit; RPR: Ratio Promedio; SMOTE: Técnica de Sobre muestreo de la Minoría Sintética; SVM: Máquina de Vectores de Soporte; TCA: Técnica del Conjunto de Apilamiento (stacking); t-SNE: Incrustación de Vecinos Estocásticos Distribuidos en t; VC: Vecino Más Cercano; XGBoost: Extreme Gradient Boosting (XGBoost) y Z: Z score. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

Continuando con los datos expuestos en la Tabla 5, se observa que el análisis de la solvencia empresarial ha puesto un énfasis particular en el uso de ratios financieras, resaltando su importancia en la predicción de la insolvencia (Tron et al., 2022). Sin embargo, Balasubramanian et al. (2019) resaltan que la insolvencia también puede ser afectada por una variedad de factores adicionales, tanto financieros como externos. Con base en esto, se han desarrollado estudios que exploran diversas dimensiones: desde los indicadores de gobierno corporativo (Liang et al., 2020)

hasta las variables operativas y características fundamentales de las empresas (Kou et al., 2021). Asimismo, se han considerado aspectos como la eficiencia en los procesos productivos, el impacto de las normativas locales e internacionales (Nagel y Aviles, 2021), la valoración en el mercado bursátil y el comportamiento de los dividendos (Jaki y Ćwięk, 2021). Además, otros estudios han analizado el impacto de cambios en la estructura de la dirección de las empresas (Tron et al., 2022), así como la influencia de índices macroeconómicos y sectoriales (Kanapickienė et al., 2023; Beauvais et al., 2023), y factores adicionales como el tipo de cambio, la criminalidad, la confianza del consumidor y el nivel tecnológico (Sánchez y Medina, 2023).

Además, en cuanto a la metodología aplicada en las investigaciones sobre insolvencia empresarial, es importante destacar el uso frecuente de técnicas como la regresión logit, que ha sido empleada ampliamente por diversos autores (Yildirim et al., 2021; Wieprow y Gawlik, 2021; Kitowski et al., 2022; Tron et al., 2022; Noh, 2023; Beauvais et al., 2023; Molina et al., 2023; Orellana et al., 2023; Toudas et al., 2024; Hamdi et al., 2024). Las redes neuronales también han sido exploradas en profundidad por investigadores como Hosaka (2019), Ansari et al. (2020), Horak et al. (2020), Becerra et al. (2020), Kou et al. (2021), Ghosh y Kapil (2022), Smith y Alvarez (2022), Kanapickienė et al. (2023) y Pellegrino et al. (2024); mientras que los bosques aleatorios han sido analizados en estudios como los de Shen et al. (2020) y Park et al. (2021).

Respecto a los sectores económicos más estudiados, destacan la construcción, el sector manufacturero y el comercial, particularmente en empresas que cotizan en bolsa. Geográficamente, se observa una concentración de investigaciones en países como Estados Unidos, China y Eslovaquia, lo que indica un interés académico significativo en estas regiones, tal como se documenta en la Tabla 6. Además, los periodos de observación en los estudios varían, abarcando desde uno hasta 24 años, reflejando la diversidad en la duración de los análisis realizados. Por último, para esta investigación se adopta como premisa fundamental que las empresas que presentan insolvencia o están en riesgo de quiebra son aquellas que, de acuerdo con los reportes de la Superintendencia de Sociedades de Colombia, han solicitado un proceso de reorganización o de liquidación judicial hasta el primer trimestre del año 2022.

2.2.4.2. Variables independientes. Ratios financieras y parámetros de control

Mediante el análisis de una amplia gama de variables, numerosos estudios han explorado el impacto de factores financieros, económicos y comerciales, entre otros, para prever la insolvencia empresarial (Gör, 2019; Kristóf y Virág, 2019; Mai et al., 2019; Liodorova y Voronova, 2020). En consecuencia, para alcanzar los objetivos de esta investigación, se seleccionaron diversas variables independientes basadas en ratios financieras, derivadas del análisis de los estados financieros. Además, se identificaron varios factores complementarios, denominados parámetros de control, que podrían influir en la aparición del fenómeno de insolvencia.

2.2.4.2.1. Ratios financieras

Los estados financieros son esenciales para prevenir la insolvencia y la bancarrota empresarial, ya que ayudan a identificar señales de problemas financieros antes de que se conviertan en crisis (Noga y Adamowicz, 2021; Ogachi, 2021). Las ratios, que se expresan en forma de porcentajes, proporciones o tasas, estandarizan la información financiera, permitiendo observar tendencias y realizar comparaciones con otras entidades o compañías (McDonald, 2018). A partir de estos estados, las ratios financieras se utilizan para diversos fines, incluyendo el análisis de la vulnerabilidad financiera, la calificación de crédito, la valoración de acciones, la revisión de auditorías y la predicción de insolvencia (Srebro et al., 2021). Así, el estudio de estas ratios emerge como una herramienta analítica de gran importancia con probada capacidad predictiva.

Por tanto, la selección adecuada de ratios financieras es esencial, ya que, junto con la elección del tipo de modelo (en este caso, regresión logit), a precisión en la predicción de insolvencia depende críticamente de los indicadores seleccionados para alimentar el modelo (Shetty et al., 2022). Tradicionalmente, se consideran tres criterios para seleccionar estas ratios financieras: 1) su uso frecuente en estudios previos, 2) el conocimiento derivado de la experiencia personal del investigador, y 3) la disponibilidad de los datos necesarios para su cálculo (Alfaro et al., 2008). En el diseño del modelo econométrico de regresión logit para predecir el riesgo de

insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios, las ratios se eligieron las ratios con base en investigaciones previas, extraídas de la literatura especializada. Las ratios fueron seleccionadas basándose en la literatura especializada. Este meticuloso proceso aseguró la elección de los indicadores más relevantes, organizados en seis grupos distintos:

- Solvencia
- Liquidez
- Endeudamiento
- Rentabilidad
- Actividad
- Financiación

A continuación, se presenta la Tabla 6, que proporciona una visión a modo de contraste de las contribuciones respecto a las ratios financieras utilizadas por cada investigador o autor, involucrado en el estudio del fenómeno de la insolvencia o semejantes a ella:

Tabla 6*Contraste de ratios financieras elegidas por investigadores*

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Ratio financiera
Jabeur (2017)	Francia	RL	No especifica	No especifica	Estructura de deuda y capital, rentabilidad, liquidez, solvencia y estabilidad financiera, crecimiento de la actividad, estructura de actividad y productividad.
Támara et al. (2018)	Colombia	RL	2010-2013	Salud	Liquidez, endeudamiento, rentabilidad y estructura financiera. AC/PC; PT/AT; PC/AT; PT/P; UN/IN; UO/IN; UN/P; UN/AT
Alifah y Tahir (2018)	Malasia	RL	2001-2015	Manufacturero y no Manufacturero	Endeudamiento, capital de trabajo, ingresos netos respecto a activos totales y la oferta monetaria.
Lukason y Camacho (2019)	Estonia	RL	2000-2014	Agrícola, Manufacturero, Comercial, Servicios y Construcción	Ganancias retenidas/AT; Ganancias antes de intereses e impuestos (EBIT)/AT; (AC – PC) /AT; P/PT

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Ratio financiera
Gör (2019)	Turquía	AD	2009-2016	Empresas que cotizan en el índice 100 de la Bolsa de Estambul	AC/PC; (AC-Acciones)/PC; (AC-Acciones-CC)/PC; Recursos Extranjeros Totales/P; PC/Recursos Externos Totales; AF/P; EBIT/Gastos por intereses; IN/Cuentas comerciales por cobrar; CV / Existencias Promedio; CV / Cuentas por pagar comerciales; BB de V/ IN; UO / IN; UN / IN; UN / P; UN / AT
Durica et al. (2019)	Polonia	ARD; CART; CHAID	2016	No especifica	V/ AT; AC / PC; UB / AT; IN / P; EBITDA / V PT / EBITDA; IN / AT; Capital de Trabajo / AT; UO / AT; PT / AT; AC / AT; Efectivo / AT; FE / AT; FE / PT; PC / AT; AC / V UO / Intereses Pagados; Acciones / V FE / V IN / V PNC / AT; Efectivo / PC; FE / PC; Capital de Trabajo / V; Razón Corriente; Razón de Liquidez; Retorno sobre Activos; Retorno sobre P; Razón de Liquidez para Accionistas; Razón de Solvencia (Basada en PT); FE / Ingresos Operativos; Rotación de Activos Netos; Intereses Pagados; Margen Bruto; Margen de Ganancia; AC Netos; Capital de Trabajo.

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Ratio financiera
Korol (2019)	Alemania, Francia, Finlandia, Suecia, Dinamarca, entre otros.	RN; ARD; CD	2004-2017	No especifica	20 ratios financieras: siete ratios de rentabilidad; tres ratios de actividad; cuatro ratios de liquidez; seis ratios estructurales y de deuda.
Ashraf et al. (2019)	Pakistan	Z; RL; RP; AD	2001-2015	Empresas que cotizan en la Bolsa de Valores de Pakistán	Capital de trabajo/AT, Ganancias retenidas/AT, Ganancias antes de intereses e impuestos/AT, Valor de mercado del capital/Valor en libros del PT, VAT, PT/AT, PC/AC, AC/PC, PT/P de mercado, Crecimiento de ventas en tres años, Cambio en el precio de las acciones de seis meses.
Nyitrai (2019)	Hungría	RL; AD	2001-2015	No especifica	AC / PC; (AC - INV) / PC; Activos líquidos / AC; (UN + depreciación) / PT; (UN + depreciación) / PC; (AF + INV) / P; IN / AT; IN / INV; CC / IN; PT / AT; P / AT; PT / P; UN / IN; UN / AT; CC / PC; (AC - PC) / AT; Logaritmo natural de AT.

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Ratio financiera
Kacer et al. (2019)	Eslovaquia	Z	2009-2016	Manufacturero, Construcción, Transporte y Salud	Capital de trabajo / AT; Utilidades retenidas / AT; Ganancias antes de intereses e impuestos / AT; P / PT; V / AT
Xu et al. (2019)	China	RN; ANSEM	2011-2017	Empresas que cotizan en la Bolsa de Valores de China	FC / AT; FC / V Valor de mercado P / PT; Capital de trabajo/V Activos/ventas rápidas; AC / AT; IN/ AT; V/ AT; log (AT/índice de nivel de precios del PNB); Ganancias antes de intereses e impuestos / AT
Correa y Lopera (2019)	Colombia	RL; AdaBoost	2017	No especifica	Liquidez, Rentabilidad y Endeudamiento.
Liodorova y Voronova (2020)	Letonia y Lituania	RL; M-score; F-score	No especifica	No especifica	Rentabilidad, Solvencia, Liquidez, Actividad Rentabilidad (UN/V; V/Promedio AT); Solvencia (AT/P); Liquidez (AC/PC; Efectivo/PC); Actividad (Costo/Días de Inventario; V/Días de CC)
Çöllü et al. (2020)	Turquía	ARD; Z	2016-2018	Textil	AC/PC; AC-Acciones/PC; Activos Líquidos/PC; Existencias/AT; CC Comerciales/AT; IN/CC Comerciales; CV/Existencias (COGS DE IN); IN/AC;

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Ratio financiera
					IN/Capital social; IN/AT; Deuda/PC; PT/P; AF/capital social; PC/AT; PNC/AT; PT/AT; Beneficio/Interés Antes de Intereses e Impuestos; UB/IN; UO/IN; UN/IN; UN/P; UN/AT
Jia et al. (2020)	Estados Unidos	RL	2000-2016	Empresas no financieras que cotizan en la Bolsa de Valores de Estados Unidos	PT/AT; IN/AT; Capital de trabajo/AT; log [capitalización de mercado de la empresa a capitalización de mercado del índice S&P 500]; Rendimiento del índice CRSP NYSE y AMEX ponderado por el valor de la empresa entre otros.
Jenčová et al. (2020)	Eslovaquia	RL	2017	Energía Eléctrica	Rotación de cuentas por pagar; Rendimiento de las ventas (ROS) = ganancias antes de intereses, impuestos, depreciación y amortización (EBITDA)/V; Retorno de la inversión (ROI) = ganancias antes de intereses e impuestos (EBT)/capital total; Ratio rápido (QR) = (AC - INV) /PC; V/AT; Capital/activos extranjeros; Apalancamiento financiero (FL) = AT/P; Capital de trabajo neto/AT.

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Ratio financiera
Svabova et al. (2020)	Eslovaquia	RL; AD	2016–2018	No especifica	V/AT; AC/PC; UN/P; UO/AT; (PNC + PC) /AT; Efectivo y equivalentes de efectivo/AT; FC/AT; FC/ (PNC + PC); FC/V; IN/V; PNC/AT.
Valaskova et al. (2020)	Eslovaquia	Z; MPGEAE	2016–2018	Agrícola	AC/PC; BB/AT; UN/P; EBITDA/V; IN/AT; Capital de trabajo/AT; UO/AT; (Pasivo No Corriente + Corriente) /AT; AC/AT; Efectivo y equivalentes de efectivo/AT; FC/AT; FC/ (PNC + Corrientes); PC/AT; AC/V; INV/V; IN/V PNC/AT; Efectivo y equivalentes de efectivo/PC; Capital de trabajo/V; (AC— Inventario) /PC; entre otras.
Vuković et al. (2020)	Europa Occidental	RL	2010-2018	Comercial	Retorno sobre el P, AC / AT, solvencia, rotación del capital de trabajo, existencias / AC.
Tumpach et al. (2020)	Eslovaquia	SMOTE	2014-2019	Comercial y Reparación de Vehículos	Rentabilidad, endeudamiento, liquidez, actividad y cobertura de intereses. AT/PT, EBIT/gastos de intereses, EBIT/AT, Ingresos/AT, AC/(PC).

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Ratio financiera
Yan et al. (2020)	China	RL; SVM; RN	2007-2017	Manufacturero	Solvencia: PT/AT , AC/PC , $(AC - INV) / PC$, FE neto de actividades operativas/ PC , PC/AT , PC/P , FE neto de actividades operativas y de inversión/ PT , PT/P total; Rentabilidad: UN/AT medio, P neto/ UN , $(V - CV) / V$, Solidez estructural: Activo neto/ AT , AF/AT , Capital contable/ AF , PC/PT , AC/AT , PNC/PT ; entre otras.
Gregova et al. (2020)	Eslovaquia	RL; RN; ARD	2016-2018	Industrial	AT/PT ; $Ingresos/AT$; $Ingresos/AC$; Efectivo y equivalentes de efectivo/ PC : (Efectivo y equivalentes de efectivo + CC) / PC ; AC/PC ; Capital de trabajo neto/ AT ; Ganancias retenidas/ AT ; $(PC + PNC) / AT$; PC/AT ; $(Préstamos bancarios + bonos emitidos) / AT$ y $(PC + PNC) / P$
Štefko et al. (2020)	Eslovaquia	DEA; RL	2016	Industria de la Calefacción	PNC/AT ; PC/AT ; IT/AT , (Ratio circulante)—(activos financieros + CC a corto plazo) / PC ; capital de trabajo/ AT ; AC/AT ; Ganancias antes de intereses e impuestos/ AT ; Ganancias antes de intereses e impuestos/gastos por intereses y Capital/ PT .
Pisula (2020)	Polonia	GBM	2018	Minería, Agricultura, Pesca, Manufactura,	Razón circulante = AC/PC ; Ratio rápido = $(AC - INV) / PC$; Ratio de efectivo = Efectivo y

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Ratio financiera
				Energía, Construcción, Transporte, Finanzas y Comunicaciones.	equivalentes de efectivo/PC; Margen de UO = Ganancias operativas/ IN; Retorno de los activos (ROA) = UN (IT – Costo de bienes vendidos – Gastos operativos – Otros gastos – Intereses e Impuestos) /AT; Rendimiento del capital invertido = UN/ (AT - Total de PC); Rentabilidad neta = UN/IV; entre otras.
Ogachi et al. (2020)	Kenia	RL	No especifica (10 años de observaciones)	Empresas que cotizan en la Bolsa en Kenia	Actividad: Costo de bienes vendidos/Inventario, V/AT, IN a crédito/Promedio de CC; Cobertura de deuda: Deuda/P, PT/P; Liquidez: AC/PC, (AC – inventario) /PC, AC ÷ PC.
Papana y Spyridou (2020)	Grecia	AD; RL; RN	2010-2012	No especifica	EBIT/AT; Total de acciones/PT; AC/PC; Documentos por Pagar/AT; Ganancia Neta/AT; Reservas/AT; P/AF; P/AT; AF/AT
Lucanera et al. (2020)	España	RN	2008-2011	Construcción	EBIT sobre AT, % de cambio en ln de V/ % de cambio en ln de los AT, Ln de AT/Ln de ganancias, entre otras.
Voda et al. (2021)	Rumania	Z; AD	2015–2018	Manufacturero y Extractivo	PT/AT; Solvencia Global; PC; Autonomía financiera global y Retorno sobre Activos.
Aksoy y Boztosun (2021)	Turquía	SVM; RN; VC; ARD	2010-2012	Manufacturero	Variables Cuantitativas: Ratio de INV a AT, Ratio de PT a AT, Ratio de Rotación de CC, Ratio de Rotación de AF, Margen de UO, Retorno de los Activos (ROA), Tasa de Rentabilidad de los Activos y Rentabilidad del P (ROE).

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Ratio financiera
Ptak-Chmielewska (2021)	Polonia	AD; SVM	2008-2010	Producción, Comercio y Servicios	AC/PC; pagos anticipados de inventario de AC/PC; efectivo/PC; AC - PC/AT; ganancia/pérdida bruta en venta/gastos operativos; ganancia/pérdida en actividades operativas/IT; ganancia/pérdida en actividades operativas/AT; beneficio/pérdida/P: IT/AT; IT/AC; ingresos/CC totales; ingresos/inventarios totales; P/PT; P/PC; PT/AF a corto plazo; utilidad/pérdida neta amortización intereses/PT.
Shafiee y Fakhari (2021)	Irán	SVM; RN; Z	2011-2019	Empresas que cotizan en la Bolsa de Valores de Teherán	Capital de trabajo/AT; Ganancias retenidas/AT; Ganancias antes de intereses e impuestos/AT; Valor en libros del capital contable/valor en libros de la deuda; Venta/AT.
Cassim y Swanepoel (2021)	Sudáfrica	Altman EMS	2016-2018	Industrial, Construcción, Comercial, Personal y Hogar	Capital de Trabajo/AT; Beneficios Retenidos/AT; Beneficio Antes de Intereses e Impuestos/AT; Valor Contable del P/PT.
Pavlicko et al. (2021)	Europa Central	RobustBoost; CART; VC	2016-2017	No especifica	VAT; AC/V INV/V IN/AT; PT/V PT/EBITDA; PT/AT; AC/AT; FC/PT; pasivo corriente/AT; PNC/AT; AC/PC; efectivo y equivalentes de efectivo/AT; efectivo y equivalentes de efectivo/PC; FC/PC; (AC—stock) /PC; AC—PC; UN/P; EBITDA/V; IN/AT; EBIT/AT; FC/AT; FC/V IN/V EBIT/capital contable; FC/EBIT; EBIT/V.
Dabag y Sheikhbeiglou (2021)	Irán	RL	2012-2018	Empresas que cotizan en la Bolsa de Valores de Teherán	Deuda-capital de los accionistas, ganancias antes de intereses e impuestos, PT/AT, relación

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Ratio financiera
					de CC/V, rendimiento neto de los activos, PNC/AT, capital y UN/V.
Chen et al. (2021)	Taiwán	RL; ARD	2000-2019	Industria Electrónica	PC, AT, Ratio de FC, Valor neto por acción, FC por acción, Volumen de negocios por acción, Índice de liquidez, Razón rápida, Ratio de deuda, Rotación de CC, Volumen de ventas de inventario, Rotación de AF, Tasa de UO, Rendimiento de los activos operativos, Porcentaje de cobertura de intereses, Relación de gastos por intereses, Tasa de crecimiento de los AT, Rotación de AT, Valor neto de facturación y Ganancias por acción.
Choe y Garas (2021)	Estados Unidos	MTG; Z	1997-2020	No especifica	Liquidez, Rentabilidad; Apalancamiento y Actividad.
Plumley et al. (2021)	Inglaterra	Z	2002-2019	Entretenimiento	Capital de trabajo / AT; Utilidades retenidas / AT; EBIT (Beneficio antes de intereses e impuestos) / AT; Valor de mercado del P / Valor en libros de PT; V/AT.
Rahman et al. (2021)	Estados Unidos	F-Score; RL	2009-2017	Empresas que cotizan en Bolsa en los Estados Unidos	Ingreso neto/AT, flujos de efectivo de las operaciones/AT, entre otras.
Fasya y Rikumahu (2021)	Indonesia	RN	2015-2019	Retail	Razón Corriente: AC/ PC; Retorno sobre Activos: IN/ AT; Ratio de Deuda a Activos = PT/ AT.
Pelaez y Loscertales (2021)	España	Mantel-Cox; Kaplan-Meier	2008	Hotelero	EBIT/capital contable; (EBIT + gastos financieros) / (capital contable + pasivo fijo);

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Ratio financiera
					EBIT/AT; EBIT/ingresos operativos; P/AT; (AC – INV) /PC; Capital contable/PT; AT/PT; (deuda a largo plazo + deuda a corto plazo) /capital contable.
Jan (2021)	Taiwán	RN; DNN	2000-2019	Textil, Metalúrgico, Alimentos, Comercio electrónico, Maquinaria eléctrica y Redes de comunicación.	AC/PC, AC/PC, PT/AT, PT/P, PNC/P, PC/PT, PNC/PT, EBIT/gastos por intereses, (P + PNC) /AF, AF/PNC, UN/P promedio, (IN + gastos por intereses × (tasa impositiva 1)) /AT promedio, IN/CC promedio, Costo de bienes vendidos/INV promedio, IN/AF totales, UN/acciones ordinarias, BB/IN, Ingresos operativos/IN y FC operativo/PC.
Balina et al. (2021)	Polonia	RL; AD; ARD	2014-2018	Construcción	AF/AT; Activos circulantes/AT; AC/PC; (CC a corto plazo + Inversiones a corto plazo) /PC; Inversiones a plazo fijo/PC Utilidades Netas/AT; AT/capital social; IV/AT; entre otras.
Estrada (2021)	México	RL	1993-2018	Automotriz, Construcción, Siderúrgico, entre otras.	In Activos entre el índice del nivel de precios del PIB; PT/AT; Capital de Trabajo/AT; PC/AC; UN/AT; Fondos de Operaciones Normales/AT; Crecimiento en las UN; entre otras.
Shetty et al. (2022)	Bélgica	XGBoost; SVM; DNN	2002-2012	No especifica	Rendimiento de los activos, el índice circulante y el índice de solvencia.
Özparlak y Özdemir (2022)	Estados Unidos	SVM; ADM; RN	2011-2021	Salud	Ratios de Liquidez: Circulante (AC/Pasivo circulante), Prueba Ácida (AC- INV) / Pasivo Circulante, Caja: (Efectivo y equivalentes de efectivo / PC); Ratios de estructura financiera: Deuda P (PT/P), PC y totales (PC/PT), (P/AF),

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Ratio financiera
					Cobertura de intereses (EBIT/Gastos por intereses); Ratios de Tasas de rotación operativa: Rotación de Activos (IN/AT Promedio), Rotación del P (IN/P promedio), Rotación de AF (IN/ (AF brutos - Depreciación acumulada)), Rotación de AC (IN/AC promedio); Ratios de rentabilidad: Margen Bruto (UB/IN), Margen de UO (UO/IN), Margen de UN (UN/IN), Rentabilidad sobre el capital (UN/P), Rendimiento de los activos (UN/AT), (EBIT/AT).
Garcia (2022)	Estados Unidos	RL; VC; RN; SVM; AD	2010-2018	Empresas que cotizan en la Bolsa de Valores de Estados Unidos	EBITDA/PT; PTAT; Rentabilidad/AT; Volatilidad del precio de las acciones a 90 días (%); Capitalización de mercado (\$ millones).
Kim y Upneja (2022)	Estados Unidos	ARD; RL	1980-2017	Restaurantes	Rentabilidad, Solvencia, Liquidez, Actividad y Crecimiento Macroeconómico.
Horváthová et al. (2023)	Eslovaquia	MTG; Z	2015-2021	Construcción	Ratio Corriente = AC/PC; Rendimiento sobre activos = EBIT/AT; Ratio de rotación de AT = V/AT; PT a AT = PT/AT; Ratio del período de crédito = PC/V.
Mousavi et al. (2023)	Inglaterra	ADM; RL; Malmquist DEA	1997-2013	Empresas que cotizan en la Bolsa de Londres	Liquidez: AT/AC, Efectivo y equivalentes/PC, AC/PC, V/INV, AC/V, AC/PC, AC/PT, AT/INV rápidos, AT/AC, INV/AT, INV/AC, AF netos/AT, PTAC. Solvencia: PT/V, PTAC y a largo plazo, Capital social, El valor en libros del P/PT, P/PT, Capital social/capital total. Flujo de fondos: FC operativo/PT, Efectivo y equivalente/V, Fondos proporcionados por

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Ratio financiera
					operaciones/PT. Utilización de activos: Capital de trabajo/V, AT/V rápidas. Rentabilidad: IN/capital, IN/financiación a largo plazo, P/PT.
Kušter et al. (2023)	Serbia	RN	2019-2021	Comercial	IN/AT; AC/PC; Capital de trabajo/AT; Ganancias retenidas/AT; EBIT/AT; V/AT; PT/AT; AC/AT; PT/AT; Efectivo/AT; AC/V; INV/V; entre otras.
Letkovský et al. (2024)	Eslovaquia	RL; SVM; RN; ARD	2020-2021	Químico	EBIT /V; P/AT; AC/AT; AC/PC; AT; Capital de trabajo/AT; entre otros.

Nota. Las abreviaturas usadas en la columna de metodología corresponden a: AD: Análisis Discriminante; ADM: Análisis Discriminante Múltiple; AFE: Análisis Factorial Exploratorio; ANSEM: Modelo de Conjunto Blando; ARD: Árboles de Decisión; AT: Análisis Textual; CD: Conjuntos Difusos; DEA: Análisis envolvente de datos; DNN: Red Neuronal Profunda; GBDT: Árbol de Decisión de Impulso de Gradiente; GBM: Gradient Boosting Machines; MPGEAE: Modelo de Predicción General para las Empresas Agrícolas Eslovacas; MTG: Modelo Teórico de Grafos; RD: Bosques Aleatorios (Random Forest); RL: Regresión Logit; RN: Redes neuronales; RP: Regresión Probit; RPR: Ratio Promedio; SMOTE: Técnica de Sobre muestreo de la Minoría Sintética; SVM: Máquina de Vectores de Soporte; TCA: Técnica del Conjunto de Apilamiento (stacking); t-SNE: Incrustación de Vecinos Estocásticos Distribuidos en t; VC: Vecino Más Cercano; XGBoost: Extreme Gradient Boosting (XGBoost) y Z: Z score. Las abreviaturas usadas en la columna de ratio financiera corresponden a: AT: Activo Total; PT: Pasivo Total; AC: Activo Corriente; PC: Pasivo Corriente; ANC: Activo no Corriente; PNC: Pasivo no Corriente; P: Patrimonio; UN: Utilidad Neta; UB: Utilidad Bruta; UO: Utilidad Operacional; IN: Ingresos Netos; IT: Ingreso Total; IV: Ingresos por Ventas; AF: Activos Fijos; INV: Inventarios; CC: Cuentas por Cobrar; CV: Costo de Ventas; BB: Beneficio Bruto; FC: Flujo de Caja; FE: Flujo de Efectivo; V: Ventas y ln: Logaritmo natural. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

La Tabla 6 destaca las ratios financieras utilizadas por autores cuyos trabajos fueron publicados en años recientes. Es notable que las partidas del balance general y el estado de resultados constituyen elementos frecuentes en estos estudios. Además, entre los indicadores más recurrentes en los modelos de predicción de insolvencia y temas similares, se encuentran las ratios que evalúan el apalancamiento, la liquidez y la rentabilidad, aspectos considerados clave para la evaluación financiera (Lukason y Laitinen, 2019). Esta organización de la información proporciona una visión clara de las herramientas analíticas comúnmente adoptadas en la investigación financiera contemporánea.

Dando continuidad a lo expuesto anteriormente, las ratios financieras seleccionadas para esta investigación se han agrupado en seis categorías distintas. A continuación, se presenta un resumen de la información relevante compilada, junto con una mención de algunos de los autores que han utilizado estas ratios en sus estudios. Este enfoque permitirá una comprensión más detallada de cómo cada grupo de ratios contribuye a la predicción de insolvencia, reflejando su importancia y aplicabilidad en el campo de la investigación financiera:

2.2.4.2.2. *Solvencia*

Este indicador mide la estabilidad y sostenibilidad financiera a largo plazo de una empresa. Se evalúa en relación con el valor de los pasivos, el patrimonio, el costo de financiación, o la carga que la deuda representa sobre el estado de resultados. Revela la capacidad de la empresa para afrontar sus compromisos u obligaciones financieras a lo largo del tiempo, lo cual incluye la capacidad de saldar deudas y otros compromisos conforme llegan a su vencimiento, según Coaquira et al. (2021). Además, como señalan Voda et al. (2021), la evaluación de indicadores de solvencia es fundamental para identificar problemas financieros en una organización, proporcionando detalles sobre su habilidad para cumplir con obligaciones fiscales y deudas a largo plazo con los activos que dispone.

Las ratios empleadas para el diagnóstico del estudio fueron: Activo Total / Patrimonio (Liodorova y Voronova, 2020; Jenčová et al., 2020), Pasivo Corriente / Pasivo Total (Yan et al., 2020; Jan, 2021; Özparlak y Özdemir, 2022), Activo Total / Pasivo Total (Gregova et al., 2020;

Tumpach et al., 2020; Pelaez y Loscertales, 2021) y Utilidad Operativa / Intereses Pagados (Durica et al., 2019; Mejía et al., 2021).

2.2.4.2.3. *Liquidez*

Representa la habilidad de una compañía para honrar sus compromisos financieros de corto plazo, tales como sufragar los sueldos, abonar facturas de proveedores, satisfacer impuestos, amortizar préstamos y cubrir otras deudas (Nolazco et al., 2020; Haro et al., 2023). Investigaciones anteriores sugieren una conexión positiva entre la disponibilidad de efectivo y la condición general de solvencia de una empresa. La capacidad de una empresa para hacer frente a sus deudas a corto plazo, evaluada a través de la liquidez, ha sido ampliamente considerada en los modelos que analizan los factores que influyen en la estabilidad financiera (Kiraci, 2019).

Las ratios empleadas para el diagnóstico del estudio fueron: Activo Corriente / Pasivo Corriente (Támara et al., 2018; Gör, 2019; Ashraf et al., 2019; Liodorova y Voronova, 2020; Çöllü et al., 2020; Svabova et al., 2020; Valaskova et al., 2020; Yan et al., 2020; Gregova et al., 2020; Horváthová et al., 2023; Mousavi et al., 2023), (Activo corriente - Pasivo Corriente) / Activo total (Gregova et al., 2020; Plumley et al., 2021; Srebro et al., 2021; Cassim y Swanepoel, 2021; Shafiee y Fakhari, 2021), (Activo corriente - Pasivo corriente) / Activo corriente (Erazo, 2019), (Activo corriente - Pasivo corriente) / Pasivo corriente (Erazo, 2019).

2.2.4.2.4. *Endeudamiento*

Evalúa el nivel de deudas dentro del esquema de financiación de una compañía (pasivos y patrimonio) de la empresa (Rojas et al., 2019). Las ratios empleadas para el diagnóstico del estudio fueron: Pasivo total / Activo total (Pérez et al., 2017; Támara et al., 2018; Voda et al., 2021; Çöllü et al., 2020; Pavlicko et al., 2021; Dabag y Sheikhbeiglou, 2021; Garcia, 2022; Durica et al. (2019), Pasivo total / Patrimonio neto (Támara et al., 2018; Gör, 2019; Çöllü et al., 2020; Özparlak y Özdemir, 2022), Pasivo corriente / Activo corriente (Ashraf et al., 2019; Estrada, 2021) y Pasivo no corriente / Activo total (Valaskova et al., 2020; Pavlicko et al., 2021).

2.2.4.2.5. Rentabilidad

Facilita la evaluación de la eficacia de cada empresa en la optimización del uso de sus activos, inversiones y ventas. Al aplicar estas evaluaciones, se puede ofrecer una guía sobre cómo administrar estos recursos de manera efectiva y eficiente. Además, permiten obtener cifras precisas sobre el rendimiento de las actividades productivas, lo que ayuda a determinar su rentabilidad (Marcillo et al., 2021). El margen bruto o utilidad bruta es uno de los indicadores seleccionados por los autores para incorporar en los modelos (Letkovský et al., 2024). Adicionalmente, son relevantes como predictores de insolvencia la utilidad sobre los activos (Rahman et al., 2021; Yousaf y Bris, 2021), la utilidad sobre las ventas (Zmeškal et al., 2023), la utilidad sobre el patrimonio (Thanh-Long et al., 2022).

Las ratios empleadas para el diagnóstico del estudio fueron: Utilidad neta / Activo total (Támara et al., 2018; Gör, 2019; Nyitrai, 2019; Carchi et al., 2020; Çöllü et al., 2020; Mejía et al., 2021; Orellana et al., 2023), Utilidad operativa / Ventas netas (Támara et al., 2018; Çöllü et al., 2020; Barreto, 2020; Özparlak y Özdemir, 2022), Ventas netas - Costos / Ventas netas (Correa y Lopera, 2019; Barreto, 2020; Çöllü et al., 2020; Özparlak y Özdemir, 2022) y Utilidad neta / Patrimonio neto (Támara et al., 2018; Gör, 2019; Carchi et al., 2020; Çöllü et al., 2020; Valaskova et al., 2020; Svabova et al., 2020; Ptak-Chmielewska, 2021; Mejía et al., 2021; Özparlak y Özdemir, 2022).

2.2.4.2.6. Actividad

Estos medidores facilitan la evaluación del nivel de logro y cumplimiento de los objetivos estratégicos (Marcillo et al., 2021). Además, facilitan a la compañía detectar zonas donde podría optimizar el aprovechamiento de sus activos, lo cual podría llevar a recortes de gastos y aumento en la ganancia (Haro et al., 2023). Las ratios empleadas para el diagnóstico del estudio fueron: Ventas / Activo total (Durica et al., 2019; Kacer et al., 2019; Xu et al., 2019; Liodorova y Voronova, 2020; Ptak-Chmielewska, 2021; Pavlicko et al., 2021; Fasya y Rikumahu, 2021; Srebro et al., 2021; Horváthová et al., 2023), Ventas / Activo fijo (Erazo, 2019; Jan, 2021; Haro

et al., 2023) y Ventas/ Cuentas por cobrar (Liodorova y Voronova, 2020; Pisula, 2020; Çöllü et al., 2020; Dabag y Sheikhbeiglou, 2021; Jan, 2021).

2.2.4.2.7. *Financiación*

Permite conocer cómo las compañías enfrentan decisiones críticas sobre cómo manejar sus fondos, ya sea invertirlos sabiamente o asegurarse de obtener financiamiento para operar y crecer; con ello, se pretende minimizar el riesgo para incrementar el nivel de ganancias (Gálvez et al., 2021). Para comprender esto, se observa cómo una empresa utiliza sus ganancias con el paso del tiempo, observando las utilidades acumuladas, la proporción de pasivos y el patrimonio. Las ratios empleadas para el diagnóstico del estudio fueron: Resultados acumulados / Activo total (Ashraf et al., 2019; Lukason y Camacho, 2019; Yan et al., 2020; Gregova et al., 2020; Shafiee y Fakhari, 2021; Plumley et al., 2021; Cassim y Swanepoel, 2021; Srebro et al., 2021) y Patrimonio neto / Pasivo total (Kacer et al., 2019; Lukason y Camacho, 2019; Cassim y Swanepoel, 2021; Srebro et al., 2021; Plumley et al., 2021; Mousavi et al., 2023).

Para concluir, es crucial notar que ciertas métricas financieras están estrechamente relacionadas con los datos extraídos de los registros contables de una empresa. Tanto los registros contables como los indicadores financieros proporcionan una manera efectiva de detectar factores que pueden llevar a problemas económicos (Chen et al., 2021). Además, los indicadores seleccionados, basados en conocimientos especializados en el área financiera, son útiles para pronosticar la insolvencia (Horváthová et al., 2023). En ese orden de ideas, es fundamental que los contadores financieros cumplan su tarea de detectar cualquier actividad fraudulenta en los informes financieros, asegurando así la confianza de todos los interesados y cumpliendo el propósito de la información financiera, que es ofrecer una visión clara y justa del estado de la empresa (Vasilev et al., 2019).

2.2.4.2.8. *Parámetros de control*

En la predicción de la insolvencia los modelos previstos no han tenido un consenso sobre el uso de variables financieras como las ratios y no financieras, revelando una falencia en el empleo de distintos tipos de variables, por ello es fundamental la incorporación de indicadores no financieros para determinar si existe una relación de estos con el fenómeno de insolvencia (Liodorova y Voronova, 2020). De acuerdo con Lukason y Andresson (2019), los estudios recientes indican que distintos elementos, aparte de los típicos indicadores financieros, podrían brindar una predicción más certera por sí solos o, cuando menos, sumarse a las ratios financieras usuales para potenciar su capacidad predictiva de los modelos. Debido a estos motivos, surge una interrogante que constantemente ronda a los investigadores: ¿Se puede hallar otro enfoque distinto de las ratios financieras para anticipar la insolvencia? (Ciampi et al., 2020).

Es así como, para la investigación desarrollada se optó por elegir dos variables que no contemplaran el uso de las ratios financieras, estas fueron: la edad de la compañía con base a los años de existencia; y el tamaño de ésta, a partir del valor del activo total y del patrimonio. En la Tabla 7 a continuación, se proporciona una visión de las variables de control utilizadas por cada investigador o autor involucrado en el estudio del fenómeno de la insolvencia o semejantes a ella:

Tabla 7*Contraste de variables de control elegidas por investigadores*

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Variable de control
Támara et al. (2018)	Colombia	RL	2010-2013	Salud	Tamaño de la empresa a partir de los ingresos: microempresas aquellas con menos de 500 SMMLV (salario mínimo mensual legal vigente); pequeñas, aquellas entre 500 y 5.000 SMMLV; medianas, las que se sitúan entre 5.000 y 30.000 SMMLV; y grandes, las mayores a 30.000 SMMLV.
Lukason y Camacho (2019)	Estonia	RL	2000-2014	grícola, Manufacturero, Comercial, Servicios y Construcción	Tamaño de la empresa: Logaritmo natural de los AT. Edad de la empresa: Edad (años) al final del ejercicio.
Durica et al. (2019)	Polonia	ARD; CART; CHAID	2016	No específica	Tamaño de la empresa.
Korol (2019)	Alemania, Francia, Finlandia, Italia,	RN; ARD; CD	2004-2017	No específica	Tamaño y Sector de la empresa.

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Variable de control
	Suecia, Dinamarca, entre otros.				
Kacer et al. (2019)	Eslovaquia	Z	2009-2016	Manufacturero, Construcción, Transporte y Salud	Sector, Edad expresada en años e Indicador de empresa pequeña (es decir, número de empleados inferiores a 50 y AT o facturación inferior a 10 millones de euros), es igual a uno para empresas pequeñas, cero en caso contrario.
Tumpach et al. (2020)	Eslovaquia	SMOTE	2014-2019	Comercial y Reparación de Vehículos	Edad expresada en años, Forma legal y Ventas de la empresa.
Lucanera et al. (2020)	España	RN	2008-2011	Construcción	Edad de la empresa expresada en años
Voda et al. (2021)	Rumania	Z; AD	2015–2018	Manufacturero y Extractivo	Tamaño de la empresa: AT
Ptak-Chmielewska (2021)	Polonia	AD; SVM	2008-2010	Manufacturero, Comercio y Servicios	Sector de actividad; Grupo de regiones; Forma jurídica; Edad de la empresa; Número de empleados.

Autor (año de publicación)	País	Metodología	Periodo de observación	Sector económico	Variable de control
Estrada (2021)	México	RL	1993-2018	Automotriz, Construcción, Hidroeléctrico, entre otros.	Tamaño y Edad de la empresa.
Tron et al. (2022)	Italia	RL; ARD	2014-2016	No especifica	Modelo Z'-Score
Mousavi et al. (2023)	Inglaterra	ADM; RL; Malmquist DEA	1997-2013	Empresas que cotizan en la Bolsa de Londres	ln (Edad de la empresa) y Log (AT/índice de nivel de precios del PNB).
Molina et al. (2023)	Ecuador	RL	2015-2019	Comercial	Índice de endeudamiento y utilidad.
Orellana et al. (2023)	Ecuador	RL; RP	2011-2020	Construcción	Solvencia: 1 si los PT exceden los AT; Rentabilidad: 1 si el IN fue negativo en 2 últimos años.

Nota. Las abreviaturas usadas en la columna de metodología corresponden a: AD: Análisis Discriminante; ADM: Análisis Discriminante Múltiple; ARD: Árboles de Decisión; CD: Conjuntos Difusos; RL: Regresión Logit; RN: Redes neuronales; RP: Regresión Probit; SMOTE: Técnica de Sobre muestreo de la Minoría Sintética; SVM: Máquina de Vectores de Soporte y Z: Z score. Las abreviaturas usadas en la columna de variable de control corresponden a: AT: Activo Total; PT: Pasivo Total; IN: Ingresos Netos y ln: Logaritmo natural. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

La Tabla 7 presentó las variables de control que cada grupo de investigadores ha optado por seleccionar e incorporar dentro de sus estudios, mostrando cómo de manera recurrente el tamaño y la edad de la compañía son factores elegidos para identificar su relevancia respecto al fenómeno de la insolvencia empresarial. Esto contribuye con la conclusión de sobre lo importante de incorporar variables no solamente financieras dentro del diseño de propuestas para modelos de predicción de insolvencia, bancarrota, estrés financiero o semejantes.

2.3. Marco Conceptual.

2.3.1. Enfoque temático del estudio

Dentro del estudio, los conceptos de insolvencia y bancarrota se tratarán como equivalentes, es decir, serán considerados similares para efectos del entendimiento conceptual en el desarrollo de la investigación. Partiendo del marco legal colombiano, que se utilizó para definir la población y muestra objeto de análisis, se tomó como insumo principal el reporte de insolvencia publicado por la Superintendencia de Sociedades de Colombia, denominado "Atlas de Insolvencia en Colombia: Datos y Cifras Primer Trimestre del 2022". Este reporte recoge las solicitudes de reorganización y liquidación, que de acuerdo con la Ley 1116 de 2006 permitieron que, durante el primer trimestre del año 2022, un grupo de compañías de la sección "N" de servicios¹ pudieran acogerse, viendo en la legislación una alternativa para lograr en buen término, atender sus problemas financieros, que en parte conlleva a implicaciones de índole legal.

Además, es fundamental entender el significado que distintos estudios han definido para las palabras insolvencia y bancarrota. De la misma manera, dentro del contenido del documento se presentan diversas variaciones en la definición de estos conceptos, que, más que generar confusión, se convierten en herramientas que conducen a un entendimiento holístico de lo que es el riesgo de insolvencia, bancarrota o términos semejantes

¹ El subsector "N" hace referencia a las Actividades de servicios administrativos y de apoyo de acuerdo con la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIU) de todas las actividades económicas en su revisión número 4 del año 2020, adaptada para Colombia por el DANE.

2.3.2. *Bancarrota empresarial*

La bancarrota se presenta en las compañías que “no pueden pagar sus deudas basándose tanto en causas endógenas, como exógenas” (Voda et al., 2021, p. 1040). Dicho de otro modo, la bancarrota o quiebra ocurre cuando las compañías no pueden cumplir con sus obligaciones financieras debido a una escasez de fondos, no necesariamente debido a una carga excesiva de deudas (Özparlak y Özdemir, 2022). Normalmente, las empresas no entran en bancarrota de manera inmediata; es un proceso que ocurre tras una serie de "pasos", siendo la quiebra o bancarrota la última de ellas. Para las empresas de mayor envergadura, la quiebra tiende a ser un proceso que perdura más tiempo en comparación con pequeñas y medianas empresas (Ogachi, 2021). Estos pasos pueden ser consecuencia de decisiones de gestión erróneas y valoraciones inadecuadas que, si se repiten con frecuencia, indican una falta de atención por parte de la gerencia (Vargas, 2014).

2.3.3. *Insolvencia empresarial*

El concepto de insolvencia empresarial se presenta como una de las críticas más relevantes en los estudios sobre el fracaso empresarial (Rodríguez et al., 2017). Por ello, se carece de una unanimidad que permita establecer un significado claro para la palabra insolvencia. Un significado unificado puede facilitar el desarrollo de estos estudios, ofreciendo un mayor alcance en la determinación de la población y la muestra a partir de la cual se obtienen los resultados para desarrollar el objeto de investigación (Correa et al., 2003). En este contexto, recogiendo los postulados pioneros en el campo de la insolvencia, se encontró que Beaver (1966), en su estudio, dio una connotación al término fracaso a través del vínculo de la palabra con el incumplimiento de los compromisos financieros por parte de la empresa. Altman (1981) consideró que la falta de liquidez de una compañía es lo que permite identificarla en una situación de insolvencia técnica. En general, dentro de los estudios asociados a la insolvencia, se vinculan la quiebra y el fracaso como sinónimos de la misma insolvencia, sin desconocer que el sistema judicial de cada nación define su propia interpretación sobre la cual enmarcar la legislación (Támara et al., 2018).

En este sentido, Barahona y Channing (2020), desde el ámbito jurídico, definen la insolvencia como aquella situación legal bajo la cual una compañía puede ampararse a través del régimen de insolvencia, quiebra o renegociación concursal, entre otros, conforme a cada jurisdicción a la cual esté sujeta la actividad empresarial. Además, proponen que la dificultad financiera es aquella situación afrontada por una persona que le impide atender sus obligaciones, a menos que dicha situación esté enmarcada en el concepto jurídico de insolvencia. En consecuencia, lamentablemente, los significados de insolvencia se han enfocado en atender la doctrina legal que la trata desde un enfoque de quiebra y suspensión de pagos, desconociendo un criterio fundamental como lo es la quiebra técnica (Correa et al., 2003).

La insolvencia se puede expresar de dos maneras: una, cuando la empresa no tiene la capacidad para producir beneficios o utilidades a largo plazo; y otra, cuando la ausencia de liquidez se vuelve protagonista, impidiendo que se pueda cumplir con los compromisos o pagos en el corto plazo. Además, en línea con Voda et al. (2021), “el estado de insolvencia, reconocido como aquel estado del patrimonio de una entidad caracterizado por insuficiencia de fondos para el pago de deudas determinadas, líquidas y vencidas” (p. 1040). Con fundamento en lo anteriormente expuesto, se puede concretar que la insolvencia empresarial se hace efectiva en las compañías que se encuentran sujetas a una imposibilidad en el pago de sus deudas en los plazos de vencimiento acordados (Támara et al., 2018).

2.3.4. Insolvencia técnica, crónica o definitiva

Existen autores que relacionan los términos de quiebra y fracaso empresarial con el de insolvencia. Sin embargo, es importante detallar el término de insolvencia desde distintos enfoques: insolvencia técnica, crónica o definitiva. La insolvencia técnica corresponde a la presencia de liquidez insuficiente para hacer frente a los compromisos de corto plazo asumidos a través de los pasivos. Por otro lado, la insolvencia crónica se presenta cuando no se tiene liquidez suficiente para que la compañía cubra las obligaciones que surgen de los pasivos de mediano plazo (dos o más periodos/años). Finalmente, la insolvencia definitiva o terminal es la de mayor impacto negativo en la organización, ya que le impide efectuar transformaciones de largo plazo

en su estructura económica y financiera (balance general o de situación) (Bernate y Gómez, 2021).

2.3.5. *Problematización y alcance*

El riesgo de insolvencia no solo afecta a quienes tienen una relación directa o indirecta con la compañía, sino que también tiene implicaciones mucho más amplias, que pueden repercutir en la economía local, el desempleo, la interrupción en la prestación de servicios y la producción de bienes. La insolvencia puede vulnerar el bienestar social de una población, con consecuencias negativas que trascienden el ámbito económico regional. Incluso, puede desencadenar un colapso mundial del sistema financiero y generar crisis económicas. Dentro de las dinámicas empresariales se han presentado casos en distintos sectores de la economía. Por ejemplo, el sector bancario en los Estados Unidos se ha visto afectado por las crisis de insolvencia de entidades como Lehman Brothers, quien en 2008 solicitó acogerse al Capítulo 11 de la Ley de Bancarrota de los Estados Unidos, lo que desató una crisis financiera a partir de las hipotecas *subprime*².

Además de estos ejemplos, en 2023 el SVB Financial Group, la antigua entidad matriz de Silicon Valley Bank también inició la solicitud para acogerse a la ley de bancarrota. A nivel nacional, Avianca Holdings, como compañía insignia de Colombia, en el año 2020 decidió acogerse por segunda vez al Capítulo 11 de la misma ley de bancarrota de los Estados Unidos. Desde dicha solicitud, el sector aéreo colombiano ha puesto en evidencia que otras compañías también tienen problemas financieros, como es el caso de Viva Air y Ultra Air, quienes solicitaron a la Superintendencia de Sociedades acogerse a la ley de insolvencia colombiana.

Asimismo, para el primer trimestre de 2022, en Colombia se gestionaron 3.428 procesos de insolvencia, de los cuales el 31,68% (1.086) corresponden al sector servicios, siendo el más representativo (Superintendencia de Sociedades, 2022). Teniendo en cuenta la delimitación de la población y la muestra, que como se mencionó se encuentran bajo el marco de la legislación

² Las hipotecas subprime se utilizaron en los Estados Unidos para la compra de viviendas a través de la flexibilización en los requisitos para el acceso a los créditos hipotecarios. Este producto financiero conllevó a que se desatara una burbuja inmobiliaria que terminó por provocar una crisis financiera en el año 2008.

colombiana referente al Régimen de Insolvencia Empresarial, se seleccionaron compañías cuyas actividades económicas forman parte de la sección “N” de servicios.

Además, se excluyeron del alcance del estudio aquellas compañías que contaban con menos de dos periodos de reportes de información financiera con respecto al año base, que es 2022. Lo anterior, sin desconocer que existe prueba científica de que el riesgo de insolvencia se puede detectar o predecir con mayor precisión un año antes de que ocurra el hecho (Altman, 1968; Du et al., 2020; Beauvais et al., 2023; Toudas et al., 2024). Con esta exclusión, se pretende asegurar que todas las compañías que forman parte del objeto de estudio cuenten con información financiera reportada ante la Superintendencia de Sociedades durante al menos dos años consecutivos previos a la presencia del fenómeno de insolvencia.

2.3.6. Propuesta de aproximación a una solución del problema

Desde la experiencia del autor y tomando como referencia estudios previos sobre la predicción de insolvencia, se propone utilizar las ratios financieras obtenidas del análisis de los estados financieros y el modelo econométrico de regresión logit como herramienta para abordar la problemática planteada. Las ratios financieras han sido utilizadas como predictores de la insolvencia o quiebra empresarial durante muchos años, siendo su tendencia de uso más evidente a partir de los años sesenta.

Además, este proceso se inició con el análisis de una variable independiente (análisis univariante) para determinar su grado de incidencia en el riesgo de insolvencia. Posteriormente, se incorporaron múltiples variables independientes (ratios financieras calculados con los valores de las partidas contables), lo que dio origen a las aplicaciones del análisis discriminante. A través de la técnica estadística multivariante, se presenta un límite o frontera que se divide en dos zonas: una para las empresas insolventes y otra para las solventes. De acuerdo con la puntuación obtenida al aplicar la ecuación del modelo, cuyos pilares son las betas, se determinará en qué zona de la frontera se encuentra la compañía, basado en el análisis de su comportamiento financiero.

Para abordar estas limitaciones, el análisis discriminante se ha visto cuestionado debido a que su nivel de asertividad se ve opacado por la falta de cumplimiento del supuesto de normalidad. En este contexto, el modelo de regresión logit presenta una ventaja frente a la metodología discriminante, ya que reduce el problema de las distribuciones de normalidad de las medias de los valores obtenidos de la aplicación de las ratios financieras. Basándose en lo anterior, se empleó la probabilidad de tipo condicional, específicamente la que corresponde a los modelos no lineales, a los que pertenece la regresión logit, siendo también una técnica estadística muy utilizada en el *Machine Learning* o aprendizaje automático.

Asimismo, la regresión logit ha sido especialmente utilizada para realizar predicciones dentro del campo de la inteligencia artificial. Con ella, se logra predecir un evento teniendo como resultado una clasificación binaria (1 o 0), donde 1 significa que la compañía se encuentra en riesgo de insolvencia y 0 que es solvente. Sin embargo, existen otros métodos que han sido utilizados por diversos autores, tales como los árboles de decisión, las redes neuronales, el modelo Z-score y la regresión probit. La precisión en la predicción de cada modelo puede variar dependiendo de distintos factores, como el tipo de variables independientes, que corresponde a la selección de las ratios financieras, la calidad de los datos proporcionados por los estados financieros, las implicaciones endógenas y exógenas que repercuten en la gestión empresarial, los problemas de la agencia, las decisiones de las organizaciones, los ciclos económicos e incluso las cinco fuerzas de Michael Porter.

Por otro lado, puntualmente, a través de la investigación y en función del diseño del modelo econométrico de regresión logit, se propuso identificar la ratio financiera que tiene mayor incidencia en la presencia del fenómeno de insolvencia empresarial, así como su predicción. Conociendo los componentes de dicha ratio (las partidas contables sobre las cuales se aplican los cocientes), se determinará la causa de mayor impacto y, por ende, se podrán contrarrestar de manera tanto preventiva como correctiva la posible presencia del riesgo de insolvencia en las compañías colombianas que pertenecen a la sección "N" de servicios. Además, como una buena práctica empresarial, será posible incorporar estrategias de planeación en las compañías que promuevan acciones y controles para el monitoreo constante de la salud financiera. Asimismo, desde el ciclo fundamental de gestión PHVA (Planear, Hacer, Verificar y Actuar) y aplicando

disciplina en la administración financiera, se podrán obtener beneficios que contribuyan a enfrentar la insolvencia mediante la aplicación del modelo de predicción diseñado.

2.3.7. Interrogantes

Atendiendo el foco de la temática, la problematización y la posible solución que dieron origen al diseño de la investigación, el autor a través de un ejercicio de reflexión se cuestionó frente a las preguntas que contribuyen a facilitar la comprensión del objeto de estudio y que dan claridad al desarrollo metodológico del problema planteado desde una comprensión fundamental. Es por ello, que a continuación se enlistan los interrogantes que van desde lo general a lo particular:

- ¿A qué se hace referencia cuando se habla de insolvencia?
- ¿Qué significa que una empresa se encuentre en bancarrota?
- ¿Por qué es necesario detectar o predecir el riesgo de insolvencia en las empresas?
- ¿Cuál es el grado de certeza o probabilidad para detectar el riesgo de insolvencia?
- ¿Qué son las ratios financieras y por qué son útiles para predecir el riesgo de insolvencia?
- ¿Cuál es la ratio financiera que tiene mayor incidencia en el riesgo de insolvencia empresarial según estudios previos?
- ¿Adicional a las ratios financieras existen otros factores que pueden incidir en el riesgo de insolvencia o bancarrota?
- ¿Qué es un modelo econométrico?
- ¿Qué es la regresión logit o logística?
- ¿Por qué un modelo de regresión logit es útil como herramienta en la predicción de la insolvencia empresarial?
- ¿Qué otros modelos de predicción del riesgo de insolvencia empresarial se han aplicado a nivel mundial, regional y nacional por otros autores?
- ¿Qué pueden hacer las empresas cuya actividad económica pertenece a la sección “N” de

servicios para evitar el riesgo de insolvencia empresarial en Colombia?

Los interrogantes mencionados fueron fundamentales para delimitar los pilares teóricos que permitieron al autor reconocer teorías, modelos e investigaciones previas relacionadas con la insolvencia empresarial, integrándose en el marco teórico y el estado del arte.

2.3.8. *Glosario de términos relevantes*

El glosario de términos constituye las definiciones particulares que el autor considera relevantes, contribuyendo con la comprensión de la temática expuesta dentro de los apartados que componen la tesis doctoral. A continuación, se presentan las definiciones claves:

- **Activo:** conformado por los bienes, derechos y otros recursos controlados por la empresa, que son el resultado de los eventos históricos (Omeñaca, 2017). Se espera que el activo genere beneficios en el futuro para la empresa. El activo puede ser corriente (corto plazo), que generalmente está asociada con el dominio, uso, disfrute u obtención de beneficios sobre los mismos por un tiempo inferior a un año. Por otro lado, el activo no corriente (largo plazo) es aquel que permanece dentro de los estados financieros por un tiempo superior a un año. Los tiempos de permanencia de los activos dentro de los estados financieros están condicionados por factores tales como: la depreciación, deterioro, amortización, necesidades de liquidez entre otras situaciones que se pueden presentar durante el giro ordinario del negocio (Montiel y Peña, 2022).
- **Análisis discriminante:** como herramienta de la estadística, el análisis discriminante permite examinar un conjunto completo de características compartidas, así como su interrelación. Esto implica que el análisis considera no solo una, sino varias variables que influyen en la capacidad de una empresa para mantenerse solvente o caer en insolvencia (Noguera, 2023).
- **Balance general:** también llamado estado de situación financiera se trata de un informe financiero que refleja los recursos disponibles de una organización (activo) y las fuentes de esos recursos, tanto externas como internas (pasivo sumado con el capital contable o patrimonio), en una fecha específica; al analizarlo e interpretarlo, es posible entender

varios aspectos, como la salud financiera y económica, la capacidad de pago inmediato y la rentabilidad de la organización (Romero, 2010).

- **Bancarrota:** es un estado en el cual las empresas enfrentan dificultades para saldar sus deudas, ya sea debido a problemas internos o externos (Voda et al., 2021).
- **Código CIIU:** corresponde a las siglas de Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU) de todas las actividades económicas en su revisión número 4 del año 2020, adaptada para Colombia por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) a partir del cual las empresas pueden optar por elegir las actividades sobre las que se desarrollará su objeto social o actividad comercial.
- **Estado financiero o contable:** constituyen una fuente esencial de datos para aquellos involucrados en las empresas (Vasilev et al., 2019). Estos informes revelan los hechos u operaciones comerciales y económicas que ha realizado la empresa a lo largo de su historia, resumiendo en partidas contables la estructura financiera y los resultados de esta (Srebro et al., 2021). Adicional, presenta una imagen del panorama de la salud financiera y de los activos, así como de los riesgos y oportunidades que enfrenta la compañía (Pelekh et al., 2020).
- **Estado de resultados:** es un reporte económico que detalla los ingresos generados, junto con sus respectivos costos y gastos asociados. Al contrastar estos elementos, se obtiene el resultado final: ya sea una ganancia o una pérdida neta durante el período contable (Romero, 2010).
- **Insolvencia:** la insolvencia ocurre cuando una compañía no puede cumplir con sus responsabilidades financieras en curso, lo cual señala una escasez de efectivo; este término señala que una empresa no está obteniendo buenos resultados (Toudas et al., 2024).
- **Liquidez:** se relaciona con tener suficiente dinero disponible para pagar lo que se debe cuando llegue el momento, considerando qué tan probable es que eso suceda (Olivera, 2014).
- **Modelo econométrico predictivo:** es un modelo matemático que haciendo uso de herramientas y conocimientos de la econometría que se fundamenta en la estadística,

permite predecir un evento a partir del análisis de variables que influyen en que se presente un fenómeno o evento específico.

- **Partida contable:** la partida contable también denominada cuenta contable es una herramienta que permite registrar en forma clara, ordenada y comprensible los cambios en los activos, pasivos y capital de una entidad, ya sea que aumenten o disminuyan (Romero, 2010). Las partidas contables son la base sobre la que se construyen los estados financieros.
- **Pasivo:** recoge las obligaciones que la empresa ha contraído y que representan en el momento actual un compromiso al que se debe dar cumplimiento debido a su carácter de exigibilidad. (Montiel y Peña, 2022). Es decir, que se refiere a las deudas presentes de una empresa que se originan en hechos pasados y se espera que requieran pagos que disminuirán los beneficios económicos (Ayala y Fino, 2015).
- **Patrimonio:** patrimonio empresarial es fundamental para evaluar su salud financiera y capacidad de manejar riesgos monetarios, ya que refleja la riqueza neta después de restar las deudas (Ayala y Fino, 2015).
- **Quiebra:** es una medida legal que brinda la posibilidad de comenzar de nuevo al perdonar las deudas que no se pueden saldar con los activos disponibles se conoce comúnmente como quiebra financiera (Chen et al., 2021). Como evento adverso la quiebra puede conllevar al cierre o liquidación de una compañía.
- **Ratio financiera:** los indicadores de ratio muestran cómo se relacionan las cifras en los informes financieros; no obstante, lo importante no es sólo la ratio en sí, sino que debe ser práctico y ofrecer detalles que conduzcan a conclusiones importantes (Srebro et al., 2021). A partir de las ratios obtenidas de las cifras de los estados financieros se logra entender la situación de la empresa y tomar decisiones económicas apropiadas (Chen et al., 2021).
- **Regresión logit:** corresponde a una técnica estadística de clasificación supervisada, es adecuada para clasificar variables que tienen dos opciones posibles (binarias o dicotómicas), y se emplea para modelar estas variables en relación con predictores, que pueden ser fijos o aleatorios; la regresión convencional no puede calcular la posibilidad de que ocurra el resultado que se quiere predecir basado en las variables observadas; no obstante, la regresión logística soluciona esta limitación (Beauvais et al., 2023).

- **Solvencia:** la solvencia apunta al cumplimiento de las obligaciones de las empresas (Yenni et al., 2021). Es un indicador que analiza cómo la empresa organiza su dinero en términos de la combinación de sus fuentes de financiamiento y su capacidad para cumplir con lo que debe a largo plazo y las inversiones que tiene que hacer (Olivera, 2014).
- **Sección N de servicios:** denominación que corresponde a las Actividades de servicios administrativos y de apoyo que abarca desde las diversas actividades de apoyo hasta las actividades empresariales generales, esto de acuerdo con la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU).
- **Utilidad:** remanente de ingresos de una empresa rentable, una vez que se han restado sus costos y gastos declarados en el estado financiero, cuando los ingresos superan los costos y gastos durante un período contable (Romero, 2010).
- **Variable dicotómica:** son las variables que pueden tomar dos valores, como sí o no, se llaman variables dicotómicas, dummy o categóricas; estas variables son útiles para distinguir entre diferentes grupos; en otras palabras, pueden separar unas unidades de otras basadas en ciertas características. Un ejemplo común de esto es el género: femenino 1 o masculino 0 (Iglesias y Fernández, 2022).

2.4. Marco Contextual.

Considerando estos estudios recientes y con el fin de identificar hallazgos, metodologías utilizadas y el alcance definido en investigaciones similares, se construyó la Tabla 8 que se presenta a continuación. Esta tabla resume los principales aspectos de las tesis doctorales recientes que abordan temas similares a los tratados en este proyecto de investigación:

Tabla 8

Estudios abordados en tesis doctorales sobre la insolvencia empresarial o similares

Autor (año de publicación) y título	Profundidad del estudio	Metodología	Alcance y hallazgo
Aguilera (2018) Un modelo global de predicción de quiebra con redes neuronales	Explicativo	Redes Neuronales Artificiales (RNA)	Muestra: 220 empresas no financieras de Europa, Asia y Norte América. Sector económico: No especifica. Rango de análisis de las variables (años): 1990 a 2013. Hallazgo: Fue posible predecir con éxito la quiebra de empresas mediante un modelo global basado en la metodología RNA.
Saleem (2019) Riesgo de rentabilidad aplicado a los modelos de predicción de quiebras.	Experimental	Análisis Discriminante Múltiple (MDA) Regresión Logit	Muestra: 144 empresas de Pakistán (72 quebradas y 72 sanas). Sector económico: Manufacturero. Rango de análisis de las variables (años): 1999 a 2013. Hallazgo: Se determinó que los modelos tradicionales de Altman (1968), Ohlson (1980) y Shumway (2001) requieren muestras grandes (conjunto de datos amplio) para que su nivel de precisión sea mayor.
Seijas (2019) Evaluación y predicción del riesgo de crédito en una institución de microfinanzas uruguaya.	Explicativo Experimental	Regresión Logit y Probit Modelos predictivos de redes neuronales (MLP y RBF)	Muestra: 1.357 créditos concedidos a compañías micro y pequeñas de Uruguay. Sector económico: Comercial, Industrial y Servicios. Rango de análisis de las variables (años): 2012 a 2016. Hallazgo: Se concluyó que la edad del emprendedor que asume un crédito, así como si es mujer y su ubicación dentro del territorio uruguayo son características que disminuyen el riesgo de impago.

Autor (año de publicación) y título	Profundidad del estudio	Metodología	Alcance y hallazgo
Eraza (2019) Desarrollo de un modelo de predicción de riesgo de quiebra empresarial para el sector comercial del ecuador: Un enfoque de regresión logística.	Exploratorio Descriptiva Correlacional Explicativo Procedimental	Regresión Logit	Muestra: 280 compañías del Ecuador (140 sanas y 140 fracasadas). Sector económico: Comercial. Rango de análisis de las variables (años): 2012 a 2017. Hallazgo: La predicción del riesgo de quiebra empresarial se logró con mayor éxito un año y tres años antes del suceso. Asimismo, las ratios financieras que tienen un mayor impacto en la predicción son: solvencia, tamaño, rentabilidad, ventas sobre el activo total. Igualmente, como aporte al conocimiento se establecieron los rangos de clasificación del riesgo (bajo, medio bajo, medio alto y alto) con base en los resultados de las ratios.
Sordo (2021) Herramienta de alerta temprana para la predicción de insolvencias en empresas constructoras de edificios	Procedimental	Árboles de Decisión	Muestra: 694 compañías españolas (613 solventes y 81 insolventes). Sector económico: Construcción. Rango de análisis de las variables (años): 2011 a 2019. Hallazgo: Predicción de la quiebra con tres años previos al suceso demostrando que la no utilización de ratios del estado de resultados no influye en la precisión del modelo.
Estrada (2021) Factores determinantes de la insolvencia empresarial: caso aplicado a la bolsa mexicana de valores.	Descriptivo Explicativo Correlacional	Regresión Logit y Probit	Muestra: 33 empresas que cotizan en la Bolsa de Valores de México (BVM). Sector económico: Comercial, Industrial y Servicios. Rango de análisis de las variables (años): 1993 a 2018. Hallazgo: Se encontró que del mismo modo que se incrementa la edad, tamaño, el tipo de cambio, el nivel de

Autor (año de publicación) y título	Profundidad del estudio	Metodología	Alcance y hallazgo
			<p>endeudamiento existe mayor oportunidad que se presente insolvencia empresarial para las compañías que se encuentran listadas en la BVM. Por otro lado, un incremento del flujo de efectivo, la rentabilidad y el riesgo país entre otros, hace que sea menos posible que se llegue a una insolvencia.</p>
<p>Del Castillo (2021) Modelos de predicción de insolvencia: un análisis de variables no financieras y de selección muestral</p>	<p>Explicativo Correlacional</p>	<p>Perceptrón Multicapas (PMC) Redes Neuronales Artificiales (RNA)</p>	<p>Muestra: 40 clubes de fútbol de España (Primera y Segunda División). Sector económico: Industria del Deporte. Rango de análisis de las variables (años): 2005 a 2016. Hallazgo: La Responsabilidad Civil y el nivel de las ganancias de las compañías está relacionada con la calidad de la información de índole contable y no contable. Asimismo, utilizar información de dos periodos previos al evento de insolvencia ubican al modelo global con un alto grado de exactitud para la predicción respecto a los modelos específicos o centrados.</p>
<p>Ogachi (2021) Análisis de ratios determinantes del desempeño financiero de bancos cotizados en Kenia</p>	<p>Correlacional</p>	<p>Modelos ARIMA de series temporales Regresión Logit</p>	<p>Muestra: 12 entidades bancarias de Kenia. Sector económico: Financiero. Rango de análisis de las variables (años): 2009 a 2018. Hallazgo: El mejor predictor del desempeño financiero de las entidades bancarias es la rentabilidad.</p>

Autor (año de publicación) y título	Profundidad del estudio	Metodología	Alcance y hallazgo
Kaur (2021) Impacto de las dificultades financieras, el poder del CEO y compensación en materia ambiental, social y de gobernanza (ESG) Desempeño: basado en evidencia de empresas del Reino Unido	Correlacional	Análisis Discriminante Múltiple (MDA)	Muestra: 245 empresas del Reino Unido. Sector económico: No específica. Rango de análisis de las variables (años): 2006 a 2017. Hallazgo: Las compañías con dificultades financieras reducen su gasto en Responsabilidad Social Empresarial (RSE).
Wahlstrøm (2021) Ciencia de datos financieros para explorar y explicar la creciente cantidad de datos	Exploratorio Explicativo	Análisis Discriminante Múltiple (MDA)	Muestra: Empresas noruegas pequeñas y medianas (PYMEs). Sector económico: No específica. Rango de análisis de las variables (años): 2011 a 2018. Hallazgo: De manera empírica se entregó evidencia de cómo los controles estrictos que las normas internacionales de información financiera (IFRS) ejercen sobre los reportes contables generan un mejor desempeño para predecir las quiebras de las compañías a partir de datos fiables.
Rasolomanana (2022) Modelo de predicción de quiebras utilizando aprendizaje automático	Exploratorio Explicativo Procedimental	Machine Learning Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP)	Muestra: Se tomaron 138 empresas de EOL Database (69 sanas y 69 quebradas). Sector económico: Un total de 17 industrias que incluyen la Construcción, Textil, Aérea, Comercial, Servicios entre otras. Rango de análisis de las variables (años): 2004 a 2017. Hallazgo: Cuando se tienen datos escasos para el entrenamiento de modelos y se incorporan variables mixtas dentro

Autor (año de publicación) y título	Profundidad del estudio	Metodología	Alcance y hallazgo
			de los mismos, es recomendable el uso de redes neuronales para predecir la quiebra en el corto plazo.
Shi (2022) Análisis de predicción de quiebras: aplicación del enfoque Z-Score de Altman en la industria aérea	Correlacional Descriptivo Explicativo	Análisis Discriminante Múltiple (MDA) Regresión de Mínimos Cuadrados Generalizados Factibles (FGLS)	Muestra: 99 aerolíneas de Europa. Sector económico: Industria Aérea. Rango de análisis de las variables (años): 2011 a 2020. Hallazgo: Para una aerolínea europea con un apalancamiento de su deuda en aumento implica que sea más probable que tenga dificultades financieras. El tamaño de la aerolínea es un factor positivo para la predicción de la quiebra, ya que las aerolíneas de mayor tamaño son menos propensas a sufrir riesgo de quiebra.
Seymore (2022) Indicadores financieros de riesgo de bancarrota en entidades gubernamentales locales	Correlacional	Regresión Logit	Muestra: 88 municipios de los EE. UU. (44 municipios en bancarrota y 44 que no se encontraban en bancarrota). Sector económico: Entidades del Gobierno Local. Rango de análisis de las variables (años): 2003 a 2020. Hallazgo: El estudio arrojó que los ratios de solvencia son los mejores predictores de la bancarrota en entidades gubernamentales locales.
Zambrano (2022) Factores explicativos del desempeño financiero de las empresas del sector de la piedra natural en España e Italia	Correlacional Explicativo	Regresión Logit	Muestra: 398 compañías de España e Italia (173 españolas y 225 italianas). Sector económico: Extracción y Producción de Piedra Natural. Rango de análisis de las variables (años): 2012 a 2020. Hallazgo: La investigación arrojó que, como variable estudiada, el tamaño de la empresa no influye para que se presenten

Autor (año de publicación) y título	Profundidad del estudio	Metodología	Alcance y hallazgo
Noguera (2023) Big data en el análisis económico-financiero de la empresa: Propuestas empíricas en la predicción del fracaso.	Correlacional	Árboles de Decisión Análisis Cualitativo Comparativo (QCA)	<p>problemas financieros. Por el contrario, son relevantes las variables de antigüedad y el endeudamiento que la empresa tenga.</p> <p>Muestra: 41 empresas de Madrid (España). Sector económico: Agrícola. Rango de análisis de las variables (años): 2018 a 2020. Hallazgo: Para el sector agrícola se evidencia que la rigidez de las políticas financieras es una causal del fracaso, debido a que no permite tener un mayor grado de flexibilización al momento de presentarse turbulencia en el mercado. Adicionalmente, la actividad productiva a la que se dedica cada compañía es un factor para considerar en la predicción del fracaso.</p>

Nota. En esta tabla se recopilan las investigaciones desde el año 2018 hasta el 2023 por autores de diferentes nacionalidades, cuyos enfoques metodológicos y alcances permiten conocer el amplio espectro sobre el cual se pueden desarrollar los estudios sobre insolvencia empresarial y sus semejantes. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

Las aportaciones de los distintos autores, como se mostró en la Tabla 8, revelan que las tendencias en la profundidad del estudio se fundamentan principalmente en un enfoque explicativo, como es el caso de Aguilera (2018), Del Castillo (2021), Erazo (2019), Estrada (2021), Rasolomanana (2022), Seijas (2019), Shi (2022), Wahlstrøm (2021) y Zambrano (2022). En contraste, el nivel de profundidad experimental es menos común, con Saleem (2019) siendo el único autor que lo ha aplicado recientemente. En cuanto a los procesos de orden superior del conocimiento, sólo tres estudios, promovidos por Erazo (2019), Rasolomanana (2022) y Sordo (2021), han desarrollado soluciones alternativas, proponiendo nuevos modelos predictivos.

En cuanto a los sectores económicos analizados, es posible identificar que las investigaciones principalmente abarcan actividades incluyendo comercio (Seijas, 2019; Erazo, 2019; Estrada, 2021; Rasolomanana, 2022), construcción (Sordo, 2021), minería (Zambrano, 2022), transporte aéreo (Shi, 2022), agrícola (Noguera, 2023), finanzas y banca (Ogachi, 2021), industria del deporte (Del Castillo, 2021), manufactura (Saleem, 2019) y entidades gubernamentales (Seymore, 2022). Además, dentro de los procesos de predicción, los modelos de *Machine Learning* o Aprendizaje Automático, especialmente la regresión de tipo logit, son frecuentemente utilizados.

Respecto a la ubicación geográfica de los estudios, las muestras para efectuar las observaciones provienen de diversas regiones, incluyendo Europa (Reino Unido, Noruega, España, Italia), África (Kenia), Asia (Pakistán) y América (Estados Unidos, México, Ecuador, Uruguay). Además, los períodos abordados en las observaciones abarcan en promedio diez años. Sin embargo, a pesar de la amplitud de los datos analizados, la predicción del riesgo de insolvencia se logró con mayor éxito uno y tres años antes del evento. Esto indica que la efectividad del pronóstico no necesariamente depende de un volumen mayor de observaciones

Ahora bien, la mayoría de los estudios para la construcción de modelos de predicción implementaron ratios financieras, lo que generó limitaciones. Estas ratios, al basarse en datos históricos, no ofrecen perspectivas futuras de las compañías, limitándose a una visión del pasado y omitiendo planes y estrategias empresariales futuras, lo cual es problemático debido a la escasez de información relevante. Además, la revisión de la literatura y los antecedentes revelaron que los estudios previos se han concentrado en un grupo limitado de industrias. En

particular, no se encontró evidencia de que, en Colombia, se hayan realizado investigaciones recientes a nivel doctoral sobre el riesgo de insolvencia en compañías cuya actividad económica pertenece a la sección “N”, que comprende las Actividades de servicios administrativos y de apoyo.

Finalmente, los modelos clásicos de predicción de bancarrotas, como el propuesto por Altman, han sido descartados para ciertos sectores económicos debido a su obsolescencia y poca precisión, principalmente porque requieren actualizaciones con datos recientes y adaptaciones a industrias y regiones específicas. Ante esta situación, se hace necesario dar continuidad a los estudios sobre la insolvencia empresarial a través de modelos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo, que han demostrado su precisión y eficacia con éxito, como es el caso de la regresión logit (Rasolomanana, 2022).

2.5. Marco Legal y Normativo.

El marco legal y normativo que sustenta esta investigación se fundamenta en la Constitución Política de Colombia (1991), particularmente en su Artículo 58, que establece la función social de la empresa y reconoce la necesidad de protegerla como fuente de empleo y desarrollo económico. Este principio es clave para comprender por qué el Estado colombiano ha establecido mecanismos legales de apoyo a las empresas en situaciones de crisis financiera.

El principal referente normativo en materia de insolvencia empresarial es la **Ley 1116 de 2006**, la cual creó el **Régimen de Insolvencia Empresarial en Colombia**. Esta ley establece dos procedimientos diferenciados: la **reorganización**, dirigida a empresas viables con dificultades transitorias, y la **liquidación judicial**, orientada a la pronta y ordenada disolución de aquellas sin posibilidad de recuperación. La Ley 1116 busca preservar el tejido empresarial, proteger el empleo y garantizar el cumplimiento de las obligaciones financieras dentro de un marco jurídico estructurado.

Las leyes y la Constitución tienen un impacto significativo en situaciones de estrés financiero y quiebra. La legislación, en este contexto, actúa como un marco que establece los derechos y responsabilidades tanto de los deudores como de los acreedores en caso de

dificultades financieras. En este sentido, es importante destacar que, según lo establecido en el artículo 58 de la Constitución Política de Colombia de 1991, se asigna a la empresa una responsabilidad social, ya que representa una importante fuente de empleo y fomenta el desarrollo económico. Por ello, la legislación colombiana mantiene una posición coherente en cuanto a la salvaguarda del empresario cuando enfrenta dificultades, utilizando herramientas legales como la reestructuración y los convenios de pago para brindar apoyo en momentos de crisis (Gutiérrez y Cárdenas, 2023).

Por consiguiente, a través de la Ley 116 (2006) el Congreso de la República de Colombia buscó establecer el Régimen de Insolvencia Empresarial, cuya finalidad es proteger y preservar las empresas dada su importancia en la generación de puestos de trabajo (Rodríguez, 2019). Para ello, se definieron dos mecanismos a los que las compañías en estado de insolvencia pueden acogerse: el proceso de reorganización y el proceso de liquidación. El primero permite preservar las empresas viables, poniéndolas en una situación de reestructuración financiera y comercial; el segundo, para las empresas no viables, busca aprovechar el patrimonio de los deudores, llegando a la liquidación empresarial en el menor tiempo posible y con las mejores garantías. Para que una empresa se considere en estado de insolvencia y pueda acogerse a dicha normativa, debe cumplir con uno de los siguientes criterios: a) experimentar un cese o suspensión de pagos, o b) demostrar una incapacidad para cumplir con sus obligaciones financieras (Correa y Lopera, 2019).

Asimismo, la normativa estableció que la Superintendencia de Sociedades será responsable de manejar los casos de insolvencia empresarial, tanto para empresas nacionales como extranjeras, así como para personas naturales que sean comerciantes y, de manera preventiva, para los patrimonios autónomos. Además, el juez civil del circuito correspondiente al domicilio del deudor, en el caso de personas naturales comerciantes, estará encargado de estos procesos. Para facilitar esta labor, la entidad puso a disposición de los usuarios la plataforma virtual denominada Módulo de Insolvencia y el Sistema Integrado de Información Societaria.

Además, es importante destacar que la legislación y las leyes no solo afectan a los individuos y empresas en situación de insolvencia, sino que también tienen un impacto en la economía en su conjunto. Una legislación adecuada puede promover la reestructuración y la recuperación económica, mientras que una regulación inadecuada puede llevar a consecuencias negativas para todos los actores involucrados. Por lo tanto, según investigaciones previas, existe

un impacto significativo del papel de la aplicación de la ley en el concepto de fracaso, bancarrota e insolvencia (Farooq y Qamar, 2019; Katterbauer et al., 2023).

Cabe señalar que, si bien este marco legal es sólido en su estructura general, existen limitaciones normativas al abordar sectores económicos específicos, como el de servicios administrativos y de apoyo (sección “N” de la CIIU), debido a la falta de instrumentos especializados que permitan una predicción temprana del riesgo de insolvencia. Esto justifica la necesidad de fortalecer la legislación existente con herramientas analíticas y predictivas como la desarrollada en esta tesis, que contribuyen a prevenir crisis financieras empresariales antes de que se requiera la intervención del aparato judicial.

En este capítulo se presentó la fundamentación teórica de la investigación, iniciando por la exposición de los antecedentes y el estado del arte del fenómeno de la insolvencia empresarial, posteriormente se dieron a conocer las teorías explicativas que desde la revisión de la literatura se concluye por el autor que pueden tener relación con el problema planteado en la investigación. Asimismo, se realizó una síntesis de los principales modelos de predicción de insolvencia y el tratamiento que la legislación colombiana ha estipulado para hacer frente a las situaciones de incumplimiento de obligaciones por parte de las empresas. Finalmente, se argumentó desde las perspectivas teóricas de distintos autores la selección de las variables de estudio; esto a través del tratamiento dado desde la elección del método estadístico, sector económico, rango de observación y las variables incorporadas en los modelos propuestos en investigaciones previas.

CAPÍTULO 3. FUNDAMENTOS METODOLÓGICOS Y RESULTADOS DE INVESTIGACIÓN.

En este capítulo se presenta el diseño metodológico de la investigación, delineando de manera detallada los procedimientos y técnicas utilizados para alcanzar los objetivos propuestos. Inicialmente, se presenta la operacionalización de las variables, luego se describe la Matriz de Congruencia, el nivel de profundidad que, según Taxonomía de Bloom, corresponde al procedimental y el diseño metodológico adoptado para este estudio, basado en el método hipotético-deductivo, seguido por la recolección de datos para validar o refutar dichas hipótesis a través de los instrumentos que incluyen el análisis documental, datos secundarios, matrices o fichas de registro, la técnica del cálculo y el análisis de indicadores mediante fórmulas y ecuaciones.

El enfoque adoptado en esta investigación para la recolección de datos es de naturaleza **cuantitativa**. Este enfoque permite una triangulación de datos que refuerza la validez y la fiabilidad de los resultados obtenidos. Para la selección de la muestra, se ha optado por un **muestreo no probabilístico o dirigido**, adaptado a las características y necesidades específicas de la investigación. En resumen, este capítulo establece una base metodológica sólida para la investigación, garantizando un proceso riguroso y estructurado para la obtención de resultados confiables y significativos.

3.1. Cuadro Operacionalización de variables.

En la Tabla 9 se presenta a continuación la operacionalización de las variables de estudio, definidas según las dimensiones que componen el desarrollo de la investigación. Esto se fundamenta en el marco teórico para abordar el objeto de estudio:

Tabla 9*Operacionalización de las variables de estudio*

Variable	Tipo de variable	Conceptualización	Dimensión	Indicador o ratio financiera
Ratios Financieras	Variables Dependientes del Estudio Cuya evolución será analizada a partir de la aplicación del modelo	Las ratios financieras son los cocientes que permiten conocer la relación entre dos magnitudes o partidas contables para facilitar la interpretación de la gestión en las compañías a través de sus Estados Financieros. Mediante el análisis estadístico de tipo descriptivo,	Solvencia	S1. Apalancamiento financiero: Activo total / Patrimonio neto <hr/> S2. Ratio de solvencia: Activo total / Pasivo total <hr/> S3. Calidad de plazo de deuda: Pasivo Corriente / Pasivo total <hr/> S4. Cobertura de intereses: Utilidad Operativa / Intereses
			Liquidez	L1. Liquidez corriente: Activo corriente / Pasivo corriente

Variable	Tipo de variable	Conceptualización	Dimensión	Indicador o ratio financiera
		<p>correlacional, factorial y de normalidad, se establecen las variables dependientes que serán incorporadas al modelo de regresión logit con base en el nivel de significancia o relevancia para determinar el riesgo de insolvencia.</p>	Endeudamiento	<p>L2. Capital de trabajo frente al Activo Total: $(\text{Activo corriente} - \text{Pasivo Corriente}) / \text{Activo total}$</p> <hr/> <p>L3. Capital de trabajo frente al Activo corriente: $(\text{Activo corriente} - \text{Pasivo corriente}) / \text{Activo corriente}$</p> <hr/> <p>L4. Capital de trabajo frente al Pasivo corriente: $(\text{Activo corriente} - \text{Pasivo corriente}) / \text{Pasivo corriente}$</p> <hr/> <p>E1. Nivel de endeudamiento: $\text{Pasivo total} / \text{Activo total}$</p> <hr/> <p>E2. Nivel de endeudamiento corto plazo: $\text{Pasivo corriente} / \text{Activo corriente}$</p> <hr/> <p>E3. Nivel de endeudamiento largo plazo: $\text{Pasivo no corriente} / \text{Activo total}$</p>

Variable	Tipo de variable	Conceptualización	Dimensión	Indicador o ratio financiera
				E4. Ratio de leverage (apalancamiento): Pasivo total / Patrimonio neto
			Rentabilidad	R1. Rentabilidad de activos (ROA): Utilidad neta / Activo total
				R2. Margen de la utilidad operativa: Utilidad operativa / Ventas netas
				R3. Margen de la utilidad bruta: Ventas netas - Costos / Ventas netas
				R4. Rendimiento del capital (ROE): Utilidad neta / Patrimonio neto
			Actividad	A1. Rotación de activos totales: Ventas / Activo total

Variable	Tipo de variable	Conceptualización	Dimensión	Indicador o ratio financiera
				A2. Rotación de activos fijos: Ventas / Activo fijo
				A3. Participación de la cartera sobre las ventas: Cuentas por cobrar / Ventas
			Financiación	P1. Autofinanciación: Resultados acumulados / Activo total
				P2. Equilibrio financiero: Patrimonio neto / Pasivo total
a) Antigüedad de la compañía	VARIABLES DE CONTROL DEL ESTUDIO	Mediante el análisis estadístico de tipo descriptivo,	Edad	ED. Años de existencia
b) Tamaño según el total activos y total patrimonio	(Estas variables a nivel metodológico son de tipo dependiente, no obstante dentro de la	correlacional, factorial y de normalidad, se establece si las variables de control	Tamaño	T1. Logaritmo natural del valor del Activo total

Variable	Tipo de variable	Conceptualización	Dimensión	Indicador o ratio financiera
	técnica de regresión logit se consideran variables de control)	influyen o son determinantes para la predicción del riesgo de insolvencia.		T2. Logaritmo natural del valor del Patrimonio
Modelo econométrico de regresión logit predictivo	Variable Independiente del Estudio Concebido como el instrumento que genera la clasificación (solventes/insolventes)	La predicción lograda con el modelo de regresión logit permitirá clasificar las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios en dos tipos: Insolventes o Solventes.	Probabilidad	Función de Regresión logit diseñada a partir de los coeficientes definidos. Dicotómica: Insolvente o Solvente (1 o 0) % de acierto

Nota. La operacionalización propuesta proporciona una estructura clara y sistemática para la definición, medición y análisis de las variables involucradas en el fenómeno de estudio. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

Las variables relacionadas en la Tabla 9, fueron dimensionadas de acuerdo con sus aspectos de interacción que se traducen en la identificación de las ratios que representan el contexto del estudio. De esta manera, estos indicadores proporcionan datos concretos y cuantificables que pueden ser utilizados para construir y validar el modelo econométrico. Para la construcción de las ecuaciones de las ratios financieras fue relevante el conocimiento proporcionado a través del reconocimiento de estudios previos en los que se ha validado la trascendencia de los indicadores financieros.

Es importante resaltar que, en este estudio, y específicamente **para efectos de la operacionalización de las variables, el modelo econométrico de regresión logit predictivo se concibe como la variable independiente**, en tanto actúa como el instrumento analítico encargado de procesar las razones financieras (variables dependientes) mediante el método de máxima verosimilitud, con el fin de estimar la probabilidad de insolvencia de cada empresa. La variable resultante es dicotómica y toma los valores de 1 (empresa insolvente) o 0 (empresa solvente), según el umbral de clasificación previamente definido.

Ahora bien, **se aclara que esta interpretación metodológica**, en la que el modelo se considera como variable independiente, **no contradice la lógica interna del modelo logit como técnica estadística**, donde las ratios financieras operan como variables independientes dentro de la función logística. **La distinción obedece a un enfoque epistemológico**, en el cual el modelo es tratado como el instrumento o “tratamiento” que permite analizar el comportamiento de las razones financieras frente al fenómeno de insolvencia.

3.1.1. Matriz de congruencia

En la Tabla 10 a continuación, se ilustra la matriz de congruencia, en la cual se plasma el fruto del proceso reflexivo derivado de la interrogante de investigación que enmarca la problemática asociada al fenómeno de la insolvencia empresarial, ofreciendo una posible solución mediante la formulación de hipótesis y objetivos orientados a su abordaje. Asimismo, se destaca la coherencia entre los elementos mencionados y las variables de estudio:

Tabla 10*Matriz de congruencia*

Pregunta de investigación	Hipótesis	Objetivo general	Objetivos específicos	VARIABLES ESTUDIADAS
¿Cómo pueden las ratios financieras con mayor incidencia en la insolvencia de compañías colombianas de la sección “N” de servicios ser empleadas para predecir eficazmente el riesgo de insolvencia y mitigar sus efectos?	H₀ . El diseño de un modelo econométrico de regresión logit aplicado al resultado del análisis de los estados financieros permite predecir el riesgo de insolvencia en compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios (actividades de servicios administrativos y de apoyo) con un grado de acierto superior al 80%. Asimismo, la	Diseñar un modelo econométrico de regresión logit predictivo para el riesgo de insolvencia de las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios, aplicado a los resultados del análisis de los estados financieros mediante ratios como variables predictoras.	<ol style="list-style-type: none"> Determinar los fundamentos teóricos referenciales sobre la predicción del riesgo de insolvencia empresarial, identificando enfoques teóricos, modelos econométricos y variables comúnmente utilizadas. Preparar los datos financieros de las compañías colombianas de la sección “N” de servicios, reportados ante la Superintendencia de Sociedades, durante el periodo 2016-2021, para 	<p>Ratios Financieras</p> <p>VARIABLES DEPENDIENTES DEL ESTUDIO</p> <hr/> <p>Modelo econométrico de regresión logit predictivo</p> <p>VARIABLE INDEPENDIENTE DEL ESTUDIO</p> <hr/> <p>a) Antigüedad de la compañía</p> <p>b) Tamaño según el total activos y patrimonio</p> <p>VARIABLES DE CONTROL DEL ESTUDIO</p>

Pregunta de investigación	Hipótesis	Objetivo general	Objetivos específicos	Variables estudiadas
	<p>antigüedad y/o el tamaño de la compañía son variables que influyen de manera significativa en la materialización del riesgo de insolvencia.</p> <p>H₁. El modelo econométrico de regresión logit aplicado al resultado del análisis de los estados financieros no permite predecir el riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios (actividades de servicios administrativos y de</p>		<p>su uso en el modelo predictivo.</p> <p>3. Diseñar tres alternativas del modelo econométrico de regresión logit, basadas en ratios financieras y variables de control, para la predicción del riesgo de insolvencia en las compañías colombianas de la sección “N” de servicios.</p> <p>4. Validar la capacidad predictiva de los modelos logit propuestos, seleccionando aquel con mejor grado de ajuste mediante pruebas estadísticas apropiadas.</p>	

Pregunta de investigación	Hipótesis	Objetivo general	Objetivos específicos	Variables estudiadas
	<p>apoyo) con un grado de acierto superior al 80 %, o bien, la antigüedad y/o el tamaño de la compañía son variables que no influyen de manera significativa en la materialización del riesgo de insolvencia.</p>		<p>5. Interpretar los resultados del modelo logit seleccionado para identificar los factores financieros asociados al riesgo de insolvencia en las compañías analizadas.</p> <p>6. Proponer acciones de intervención financiera, orientadas a prevenir la insolvencia empresarial y fortalecer la toma de decisiones estratégicas en el sector de servicios administrativos y de apoyo.</p>	

Nota. De acuerdo con lo definido en la hipótesis, fueron consideradas las ratios de antigüedad y/o tamaño de la compañía con el fin de identificar su influencia en el riesgo de insolvencia. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

3.2. Diseño metodológico.

3.2.1. Método racional de análisis

El método racional de análisis seleccionado, aplicable al objeto de estudio, fue el **deductivo**. Este método de conocimiento se fundamenta en la obtención de un saber relevante en función de una ley o teoría universalmente aceptada (desde la teoría a los hechos o causas de un fenómeno), es decir, que parte desde la aceptación de una idea general para finalmente llegar a una idea particular (Sánchez et al., 2018). Dado que la investigación desarrollada tiene un **enfoque cuantitativo**, se busca predecir el fenómeno de insolvencia empresarial para las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios. Para ello, es necesario describir, explicar, comprobar o confirmar las causas que provocan el fenómeno de insolvencia empleando técnicas matemáticas.

En una investigación de índole cuantitativo, se da por entendido que la estadística estará presente en el desarrollo de ésta, poniendo en práctica mediciones y análisis que permiten determinar predicciones o patrones que resultan del fenómeno de estudio; del mismo modo, culminadas las actividades concernientes a la labor investigativa, los logros apuntan a la predicción, control y obtención de resultados que motiven a multiplicar lo aprendido acerca del fenómeno de estudio (Polanía et al., 2020). Es así como, la adquisición del conocimiento se ha planteado de tal forma que, la ruta lógica del procedimiento sea: primero, partir de lo general, en este caso el fenómeno de insolvencia visto desde las bases teóricas; para luego, enfatizar en lo particular asociado a las posibles causas desde la óptica financiera, iniciando desde los resultados de la medición con ratios que son el fundamento del diseño del modelo predictivo de tipo logit. Es decir, que el camino propuesto pasa por las leyes o las teorías que van desde los postulados, teoremas, leyes o principios, los datos a los resultados como lo expone el método deductivo (Hernández y Mendoza, 2018).

3.2.2. Definición del enfoque, diseño y tipo de investigación de la tesis.

El nivel de profundidad sobre el cual se rige la investigación, de acuerdo con la Taxonomía de Bloom es el **procedimental**, que forma parte del proceso cognitivo de orden

superior denominado crear (Bloom, 1990). Lo anterior, apoyado en el objetivo definido para el desarrollo de la investigación, el cual parte por **diseñar un modelo econométrico de regresión logit predictivo para el riesgo de insolvencia de las compañías colombianas de la sección “N” de servicios**; haciendo necesaria una aplicación de conocimientos y teorías existentes como las expuestas por Altman (1968), Beaver (1966), Ohlson (1980), Arroyave (2018), Vuković et al. (2020), Dabag y Sheikhbeiglou (2021), Garcia (2022), Mousavi et al. (2023), entre otros. Para ello, se optó por aprovechar las bondades de la técnica multivariante de análisis estadístico de regresión logit, generando una propuesta estratégica para la predicción del riesgo de insolvencia. En ese orden de ideas, el fruto del trabajo de investigación se convierte en una herramienta innovadora para un subsector específico de la economía colombiana.

Además, la aplicación de la regresión logit que se efectúa sobre los resultados del diagnóstico o análisis obtenido a partir de las ratios calculadas sobre las partidas de los estados financieros a través de la selección de variables predictoras, se convierte en una actividad práctica que se integra con facilidad en los modelos de control y gestión de las organizaciones; ya que, la determinación de las ratios financieras es una tarea frecuente dentro del diagnóstico empresarial. Igualmente, utilizar la información financiera existente como insumo principal para la predicción del riesgo de insolvencia toma mayor relevancia para el entorno organizacional, debido a que no solo reflejan la realidad financiera de las compañías, también manifiestan las causas sobre las que se configura el fenómeno de insolvencia financiera empresarial para el contexto del subsector "N" de servicios (actividades de servicios administrativos y de apoyo).

Por último, la generación de nuevas interacciones a partir de lo ya conocido tiene viabilidad y practicidad en esta investigación para el nivel de profundidad del conocimiento de tipo procedimental, porque las partes requeridas para el logro de la creación de conocimiento como la información financiera y el instrumento estadístico han demostrado su fiabilidad como lo muestran los resultados de las investigaciones previas. Es así, como la regresión logit siendo una técnica estadística que pertenece al campo de la econometría, es una herramienta utilizada en el modelado y análisis de la relación de las variables predictoras (ratios financieras) y la variable dependiente de naturaleza dicotómica (empresa solvente o insolvente) como se argumentó en el apartado del marco teórico.

Previo a la definición del método específico aplicado en la investigación, es primordial exponer que el sustento epistemológico o pragmatismo sobre el cual se fundamenta la producción del conocimiento del objeto de estudio es el **positivista**. Las características positivas que derivan del estudio y que se encuentran asociadas al positivismo son: la búsqueda del conocimiento objetivo; la cuantificación de los datos a partir de las variables de estudio; la aplicación de un modelo econométrico de regresión múltiple de tipo logit que se apoya en la estadística aplicada; la neutralidad que el autor y propiamente desde su ámbito como investigador ha tomado excluyendo los juicios de valor propios e influencias (Hernández et al., 2018).

Ahora bien, el método que mejor se adecua al tipo de investigación y en términos puntuales, aquel que beneficia a la consecución de los objetivos específicos, es el **método específico hipotético-deductivo**. El hipotético-deductivo considerado como la idea misma de hacer ciencia, una filosofía del pensamiento, que como método es útil para abordar la ciencia o probar las hipótesis propuestas (De la Cruz, 2020). Para Reyes y Sandoval (2021), las metodologías de tipo cuantitativo tienen su origen en el método hipotético deductivo, resaltando la necesidad de hallar patrones en los fenómenos de índole social, así como la manera en que se relacionan las variables que explican las causas de estos.

Además, la puesta en práctica del método hipotético deductivo inicia con la formulación de hipótesis originadas desde la teoría o postulados académicos, la operacionalización de las variables de estudio, su análisis interpretativo frente a las causas del fenómeno de estudio, la recolección de los datos, su posterior procesamiento para finalmente obtener la información significativa y vital en el ejercicio de la comprobación de las hipótesis consideradas en la investigación (Monje, 2011). Adicional, de acuerdo con Rodríguez y Pérez (2017), dentro de la clasificación de los métodos de investigación y atendiendo el propósito de esta, el **hipotético-deductivo** hace parte de los métodos para construcción del conocimiento; encontrándose en línea, la elección metodológica con el nivel de profundidad de la investigación desde el nivel procedimental que forma parte del proceso cognitivo de orden superior denominado crear según la Taxonomía de Bloom (1990).

Posterior a la definición del método específico, es preciso determinar los **métodos generales** que surgen a partir de la definición del tipo de investigación presentada, buscando extraer los postulados teóricos de las variables de estudio sobre las cuales se fundamenta el

problema de investigación (Carrasco, 2005). Para ello, se plantea por el autor que los métodos generales que sirven de apoyo al método específico son el correlacional, descriptivo, explicativo y no experimental. Lo anterior, se puede sustentar con arreglo a lo mencionado por Hernández y Mendoza (2018), siendo posible que una investigación se inicie como **exploratoria**, posteriormente tome una postura **descriptiva y correlacional**, por último, terminar teniendo características **explicativas**.

El estudio toma una postura **correlacional**, toda vez que se pretende determinar la relación causal que existe entre las variables independientes (razones financieras, edad y tamaño de la empresa) en la detección del riesgo de insolvencia, permitiendo clasificar en dos grupos a las empresas por medio de la dicotomía (empresas solventes o insolventes) (Erazo, 2019). Este método es el apropiado para este estudio, ya que el propósito es examinar la relación entre las variables independientes, indicadores financieros seleccionados, y la variable dependiente, probabilidad de insolvencia (Seymore, 2022). El enfoque correlacional utilizado es la regresión logit, el cual proporciona una “manera de entender matemáticamente las relaciones e interacciones entre las variables en un estudio” (Limberg et al., 2021, p. 147). Retomando a Seymor (2022), el estudio correlacional se ajusta de manera adecuada al desarrollo de la investigación, debido a que se presentan más de una variable independiente que explicaría el comportamiento de la variable dicotómica dependiente (compañía solvente o insolvente).

La investigación **no tiene un enfoque experimental**, “dado que no se manipularon a las variables independientes, sino que solamente se observará el fenómeno tal y como se presenta en su contexto natural en un período corto de tiempo” (Estrada, 2021, p. 19). Adicionalmente, no fue seleccionado el método experimental, ya que por parte del autor no se efectúa intervención y/o modificación alguna sobre los datos, de manera que no se busca realizar un experimento. Del mismo modo, los datos utilizados pertenecen a una base de históricos que mantiene la idoneidad de las cifras desde una fuente gubernamental que genera la confianza suficiente sobre la integridad de las cifras, en donde se aplica un proceso de transformación por medio de los coeficientes determinados a partir de las ratios financieras.

Siendo la investigación de tipo cuantitativa y considerando el enfoque no experimental, se resalta que la labor del autor es observar y medir el fenómeno de estudio tal como se desarrolla en su ambiente normal a través de las variables definidas para luego efectuar un análisis

(Hernández y Mendoza, 2018). Quiere decir esto, que las observaciones se dan sobre hechos o situaciones presentadas como los resultados de la gestión empresarial, traducida en los hechos económicos que la actividad contable ha plasmado en los estados financieros a través de sus técnicas en cada una de las cifras de las partidas.

En la investigación no experimental se presentan dos tipos de clasificaciones para el tipo de diseño que se basan en la “dimensión temporal o el número de momentos o puntos en el tiempo en los cuales se recolectan datos” (Hernández et al., 2017, p. 108). Estas categorías para el tipo de diseño corresponden a: diseños de tipo **transeccionales** o diseños de tipo **longitudinales**. En el caso de la investigación con diseño transeccional o transversal, su distinción está dada, porque las mediciones en torno al objeto de estudio se realizan en un solo y único momento; por otro lado, en el tipo longitudinal las mediciones son efectuadas en distintas ocasiones, ya que se requiere encontrar las inferencias, cambios, determinantes o consecuencias del fenómeno durante diferentes periodos (Hernández y Mendoza, 2018; Reyes y Sandoval, 2021).

Retomando lo expresado anteriormente, para el desarrollo del objeto de estudio son aplicables los dos tipos de diseño. En ese orden de ideas, el diseño del proceso investigativo se torna **transaccional** en consideración al análisis de una serie de compañías pertenecientes a un sector específico de la economía **cuya situación financiera para un momento específico**, en este caso el año 2022 es de insolventes, para lo que se tomó como insumo el reporte de solicitudes de insolvencia empresarial emitido por la Superintendencia de Sociedades. A su vez, el diseño es de tipo **longitudinal de la clase panel**, dado que de la serie o grupo de compañías se debe analizar cómo se han comportado las variables independientes (las razones financieras) en distintos periodos o años. La clase panel se pone de manifiesto, debido a que los casos (las compañías sujetas a observación dentro del estudio) son siempre los mismos para cada una de las mediciones (Hernández y Mendoza, 2018).

Dankhe (1986) propone que un estudio de tipo **descriptivo** pretende pormenorizar un fenómeno de estudio, detallando las propiedades relevantes. Para Hernández et al. (2014) la investigación descriptiva es aquella que:

Busca especificar las propiedades, las características y los perfiles de personas, grupos, comunidades, procesos, objetos o cualquier otro fenómeno que se someta a un análisis. Es decir, únicamente pretenden medir o recoger información de manera independiente o

conjunta sobre los conceptos o las variables a las que se refieren, esto es, su objetivo no es indicar cómo se relacionan éstas (p. 92).

Es por ello, que el estudio investigativo presentado por el autor, en parte también es de tipo descriptivo, toda vez, que se realiza una identificación y análisis de la data financiera de las compañías colombianas pertenecientes al sector servicios para atender la necesidad del objeto del trabajo investigativo frente a la predicción del riesgo de insolvencia.

Debido a que, se pretende predecir la insolvencia en un sector específico de la economía, se hace necesario conocer las causas que condicionan el evento. Es así, como la identificación de la ratio financiera de mayor incidencia sobre el riesgo de insolvencia permitirá definir las estrategias que desde la planeación financiera de las compañías permita contrarrestar el riesgo de ser víctimas de esta problemática. Acorde con Hernández y Mendoza (2018) la investigación realizada es de tipo **explicativa**, generando un proceso de mayor impacto respecto al estudio descriptivo, porque se busca poner en evidencia las razones por las que se presenta el fenómeno social (riesgo de insolvencia) por medio de la relación entre las variables independientes (ratios o coeficientes financieros) y la variable dependiente (dicotómica: compañía solvente o insolvente).

Finalmente, para el diseño metodológico se construyó la Tabla 11 con el objetivo de dar a conocer la relación e identificación de cada uno de los instrumentos definidos para el desarrollo de la investigación:

Tabla 11

Matriz de relación de las dimensiones e instrumentos aplicados a las variables de estudio

Variable	Dimensión	Instrumentos y enfoque
VARIABLES DEPENDIENTES Ratios Financieras	Solvencia, Liquidez, Endeudamiento, Rentabilidad, Actividad y Financiación.	1. Análisis documental: herramienta adecuada para la selección de las ratios financieras que han sido mejores predictoras de la insolvencia a partir de investigaciones previas.

Variable	Dimensión	Instrumentos y enfoque
		<ol style="list-style-type: none"> 2. Datos secundarios: obtención de las partidas contables contenidos en el balance general y estado de resultados de las compañías. 3. Matriz o ficha de registro: documento en el que de manera estructura se organiza la información financiera en este caso las partidas contables que componen los estados financieros. 4. Técnica del cálculo, análisis de indicadores, fórmulas y ecuaciones: requerida para la obtención del resultado de la aplicación de cada uno de los indicadores a partir de los datos suministrados por las partidas contables.
<p>Variable de Control</p> <p>a) Antigüedad de la compañía.</p> <p>b) Tamaño según el total activos y total patrimonio</p>	Edad y Tamaño	<ol style="list-style-type: none"> 1. Datos secundarios: obtención de la información correspondiente a la edad de las compañías (años de funcionamiento) y el valor de los activos y el patrimonio contable. 2. Matriz o ficha de registro: documento en el que de manera estructurada se organiza la información correspondiente a la edad y las partidas contables del Activo y Patrimonio. 3. Técnica del cálculo, análisis de indicadores, fórmulas y ecuaciones: requerida para la obtención de la edad de la compañía (años de existencia) a partir de la suma de los años en funcionamiento y de los valores del logaritmo natural aplicado a partidas del Total Activo y Patrimonio.
<p>Variable Independiente</p> <p>Modelo econométrico de regresión logit predictivo</p> <p>(dicotómica, categórica o dummy)</p>	Probabilidad	<p>Técnica del cálculo, análisis de indicadores, fórmulas y ecuaciones: definición a través de las técnicas estadísticas de los coeficientes que integran la función de regresión logit que componen el diseño del modelo de predicción de insolvencia (condicionado al proceso de</p>

Variable	Dimensión	Instrumentos y enfoque
Riesgo de insolvencia financiera (Insolvente y Solvente)		selección de las variables dependientes y de control según su nivel de incidencia sobre la insolvencia).

Nota. Siendo un estudio cuantitativo y el método específico seleccionado es el hipotético-deductivo, toma protagonismo en la instrumentación la técnica del cálculo, análisis de indicadores, fórmulas y ecuaciones. Para efectos metodológicos y de operacionalización de variables, el modelo econométrico de regresión logit predictivo se considera como la variable independiente del estudio, en tanto actúa como instrumento analítico. Las razones financieras, por su parte, se tratan como variables dependientes, cuyo comportamiento se evalúa a través de dicho modelo Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

En la Tabla 11, se relacionaron cada uno de los instrumentos que se convierten en las herramientas para la recolección de los datos, la determinación de los cálculos y la consecución de los objetivos propuestos a partir de las variables de estudio y sus correspondientes dimensiones. La técnica del cálculo, análisis de indicadores, fórmulas y ecuaciones fue crucial dentro de cada una de las fases a ejecutar, ya que como se mencionó la investigación desarrollada es de índole cuantitativa. Estos instrumentos, así como el enfoque de recolección de datos se detallan en los siguientes apartados.

3.2.3. Definición de métodos, técnicas e instrumentos de obtención de datos.

3.2.3.1. Enfoque de recolección de datos

En la selección del enfoque de recolección de datos se eligió el **enfoque mixto (cuantitativo y cualitativo)**. Para ello, como parte del enfoque cualitativo para la recolección de información, se implementó el método del **análisis documental**, el cual fue seleccionado, ya que faculta al investigador en la exploración exhaustiva de textos y documentos del tipo hojas de cálculo, reportes contables, información financiera, revistas científicas, libros, base de datos

oficiales, entre otras. Esta técnica se fundamenta en la recopilación de información que puede originarse de material bibliográfico, centros de documentación, hemerotecas y bibliotecas a través de una postura de lectura crítica (Baena, 2017; Cabezas et al., 2018; Polanía et al., 2020). Adicionalmente, la técnica de investigación “implica la revisión y evaluación sistemática de documentos escritos, tales como informes, transcripciones, registros y publicaciones, con el objetivo de obtener información y comprender mejor un fenómeno o un problema específico” (Medina et al., 2023, p. 30).

La técnica de análisis documental es útil al momento de obtener información de las variables objeto de estudio, proporcionando una visión holística para abordar la problemática, logrando una profundización en el conocimiento acerca del fenómeno, permitiendo una postura de integración, corroboración y crítica (Useche et al., 2019). Considerando que el método elegido es el hipotético deductivo es habitual que la información pueda provenir de fuentes contemporáneas como los registros de big data (Reyes y Sandoval, 2021) para este los datos que provienen de una fuente oficial como la Superintendencia de Sociedades de Colombia.

La información requerida para la investigación es adquirida a través de una fuente secundaria conformada por bases de datos, documentos y archivos que hace alusión a la investigación documental (Sánchez et al., 2018). En este caso, fueron consultados repositorios de artículos científicos que incluyeron los portafolios de Taylor & Francis Group, Semantic Scholar, Springer, Science Direct y MDPI; así como la consulta directa a los sitios web de las revistas científicas con publicaciones referentes al tema de investigación, con este insumo se procedió a identificar las ratios financieras, la metodología, los resultados y conclusiones que diferentes autores han presentado a través de sus publicaciones. Para la consecución de las cifras contables, se consultó el Sistema Integrado de Información Societaria que pertenece a la Superintendencia de Sociedades de Colombia donde las compañías de manera regular y por exigencia legal reportan su información financiera. Como base de datos el Sistema Integrado de Información Societaria es fiable, ya que consolida la información contable registrada en el balance general y el estado de resultados.

Se empleó el enfoque de recolección de datos de **tipo cuantitativo**, ya que, dentro de las actividades primordiales del proceso de investigación es necesario realizar el análisis de las cifras a través de la estadística, esto con objeto a determinar los patrones que revelan el

comportamiento de la población estudiada. Para ello, el enfoque cuantitativo asigna valores numéricos a ciertos aspectos o características de un fenómeno o conjunto de datos y así da respuesta a la cuestión central del problema de investigación contribuyendo a la comprobación de la hipótesis (Reyes y Sandoval, 2021).

En este contexto, posterior a la elección de las ratios financieras mediante las consultas de investigaciones previas y la obtención de la información contable por medio del análisis documental a partir de los datos recolectados de la Superintendencia de Sociedades de Colombia, se efectúan los cálculos de las ratios de las dimensiones de solvencia, liquidez, endeudamiento, rentabilidad entre otros, que fueron elegidas para integrar las variables independientes. Ahora bien, tomando la información de una fuente oficial (Sistema Integrado de Información Societaria) se da cumplimiento a los requisitos que debe reunir la recolección de datos para una investigación cuantitativa, los tres requisitos son: la confiabilidad, validez y objetividad (Hernández y Mendoza, 2018). Por último, el enfoque cuantitativo es relevante para cumplir el objetivo general de la investigación sobre el cual se propuso el diseño del modelo econométrico de regresión logit, el cual siendo un tipo de modelo probabilístico forma parte de la estadística.

3.2.3.2. Desarrollo de los instrumentos de obtención de datos.

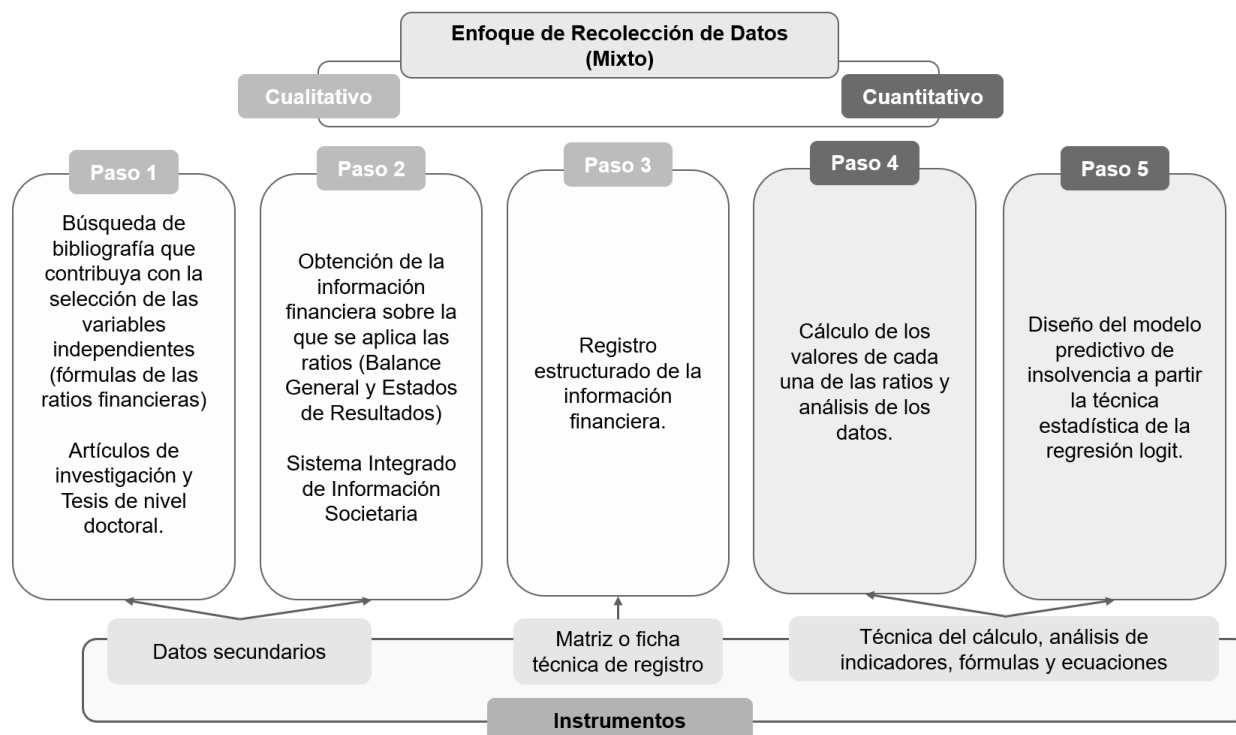
Los procedimientos de instrumentación acordes con el enfoque mixto (**cuantitativo y cualitativo**) sobre la cual se encamina la investigación demandan la utilización de tres tipos de instrumentos que permitan recabar y medir los datos asociados a las variables de estudio de la muestra elegida. En vista de que en las labores investigativas es posible contar con diferentes métodos para la recolección de datos, los cuales son tan eficaces y beneficiosos como los tradicionales cuestionarios o las escalas de actitudes, se han elegido los siguientes instrumentos: a) **datos secundarios** (recolectados por otros investigadores), b) **análisis de indicadores, fórmulas y ecuaciones** (Hernández y Mendoza, 2018); y c) **matriz o ficha técnica de registro** (Reyes y Sandoval, 2021).

En una secuencia lógica, se parte por el análisis documental para la determinación de las variables apropiadas (ratios financieras y variables de control), continuando por la selección de la

fuentes de información, en este caso de datos secundarios, posteriormente se consolidan los datos financieros en una matriz o ficha técnica de registro a partir de la cual se aplicará la técnica del cálculo para determinar el resultado de cada ratio financiera, luego el análisis de indicadores, fórmulas y ecuaciones se pone en práctica para interpretar los resultados que posteriormente con el uso de la estadística contribuirán con la definición del modelo de regresión logit para predecir el riesgo de insolvencia. En la Figura 3, a continuación, se presenta la forma como interactúan los instrumentos dentro del desarrollo metodológico propuesto.

Figura 3

Representación gráfica de la utilidad de los instrumentos



Nota. La figura presenta de manera gráfica la interrelación entre el enfoque de recolección de datos, los pasos que se deben seguir como metodología y los instrumentos. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

Como se presentó en la Figura 3, el análisis documental de artículos científicos, investigaciones previas, libros y tesis doctorales referentes a la temática de riesgo de insolvencia empresarial, que se han expuesto en el estado del arte y el marco teórico permitieron la elección de las variables independientes y de control. Para ello, la búsqueda y el análisis se fundamentó en documentos de alto impacto científico que lograran abarcar tanto a los autores destacados como publicaciones recientes dando una mirada profunda y actualizada sobre el fenómeno de estudio.

En consecuencia y acorde con el objetivo general de la investigación, se establecieron las ratios financieras con sus respectivas partidas, así como las variables de control denominadas edad y tamaño. Asimismo, la Matriz o ficha de registro proporciona la herramienta para la consolidación de las cifras contables para que posteriormente por medio de estadística se pueda analizar, seleccionar y construir el modelo predictivo con aquellas ratios que tienen una incidencia significativa sobre la problemática de la insolvencia. A continuación, se detalla el uso dado a cada uno de los instrumentos que permitieron construir la solución a la problemática objeto de investigación:

3.2.3.2.1. Datos secundarios

La instrumentación fundamentada en los datos secundarios “implica la revisión de documentos, registros públicos y archivos físicos o electrónicos” (Hernández y Mendoza, 2018, p. 291). En consecuencia, los datos de las partidas financieras del balance general y el estado de resultados son obtenidos del Sistema Integrado de Información Societaria que pertenece a la Superintendencia de Sociedades de Colombia, siendo una fuente de información pública en la cual se encuentra contenidos cada uno de los insumos que componen los indicadores, los cuales forman parte de las dimensiones de solvencia, liquidez, endeudamiento, rentabilidad, actividad, financiación, edad y tamaño. Lo anterior, acorde con el proceso de operacionalización de las variables en el que se han definido las dimensiones, indicadores y escala de medición para cada una de estas (Reyes y Sandoval, 2021). Esto apoyado en la consulta realizada en artículos científicos que incluyeron los portafolios de Taylor & Francis Group, Semantic Scholar, Springer, Science Direct y MDPI; y los trabajos de investigación previos de nivel de tesis doctoral.

Ahora bien, las partidas contables seleccionadas con base al análisis documental para cada dimensión definida en la operacionalización y sobre las que se aplicaran las ratios financieras corresponden a:

- **Solvencia:** Activo total, Pasivo corriente, Pasivo total, Patrimonio neto, Intereses y Utilidad operativa.
- **Liquidez:** Activo corriente y Pasivo corriente.
- **Endeudamiento:** Activo corriente, Activo total, Pasivo corriente, Pasivo no corriente, Pasivo total y Patrimonio neto.
- **Rentabilidad:** Activo total, Patrimonio neto, Ventas netas, Costos, Utilidad operativa y Utilidad neta.
- **Actividad:** Activo fijo, Activo total, Cuentas por cobrar y Ventas.
- **Financiación:** Activo total, Patrimonio Neto, Patrimonio total, Resultados acumulados.
- **Edad:** Años de existencia de la compañía.
- **Tamaño:** Valor del Activo total y Valor del Patrimonio.

Por último, en la Tabla 9 denominada operacionalización de las variables de estudio se encuentra el cociente, fórmula o ecuación correspondiente a cada una de las ratios que integran las ocho dimensiones.

3.2.3.2.2. Matriz o ficha técnica de registro

Por medio del instrumento de matriz o ficha técnica de registro se relacionan los datos capturados de la fuente secundaria (Sistema Integrado de Información Societaria) realizando las anotaciones de manera estructurada y organizada. A raíz de lo expresado por Useche et al. (2019) para este instrumento no es imprescindible realizar la validación, puesto que, no se usa para realizar una medición, únicamente es usado para registrar la información; no obstante, se requiere verificar que la información de respuesta con certeza a las necesidades de la investigación.

3.2.3.2.3. Técnica del cálculo, análisis de indicadores, fórmulas y ecuaciones

Un fenómeno o una variable de naturaleza multidimensional como sucede en el contexto financiero para la predicción de la insolvencia, en el que el rendimiento o la salud financiera de una empresa puede considerarse una variable de este tipo, abarca aspectos como el comportamiento de los ingresos, costos, rentabilidad, liquidez, entre otros; de este modo, las variables pueden ser evaluadas mediante la utilización de uno o varios indicadores, los cuales permiten establecer el valor de los distintos atributos a través de la aplicación de una ecuación o una fórmula (Hernández y Mendoza, 2018).

De acuerdo con lo anterior, posterior al registro de los datos de las partidas contables a través de la matriz de registro, se aplica la técnica del cálculo para determinar el valor de las ratios financieras para cada uno de los periodos por medio del panel de datos, los cuales pueden llegar a tomar cualquier forma o atributo, que va desde valores negativos a positivos. Ahora bien, con base en los resultados obtenidos se aplica el instrumento de análisis de indicadores, fórmulas y ecuaciones a través de la estadística descriptiva en pro de revelar el comportamiento de las variables independientes y de control. Finalmente, se emplea la “estadística inferencial relacional a través de métodos de análisis factorial y regresión logit o logística para obtener el modelo de predicción” (Erazo, 2019, p. 74).

En la elaboración del estudio, como se mencionó, fueron seleccionadas las ratios financieras cuyas fórmulas se detallan en la Tabla 9; para la técnica estadística se optó por la regresión de tipo logit. La elección de la metodología estadística de la regresión logit o logística múltiple para el diseño del modelo de predicción se fundamenta en tres principales justificaciones: 1) los hallazgos derivados de este tipo de modelos son fáciles de comprender, 2) el modelo tiene un gran poder de predicción y al momento de contrastar sus resultados no genera gran dificultad y 3) a diferencia de las técnicas de inteligencia artificial la regresión logit no requiere un gran volumen de observaciones (Támara et al., 2018).

3.2.3.2.4. Modelo de regresión logit

Como se mencionó en el marco teórico, un modelo de regresión logística representa una herramienta probabilística no lineal empleada para anticipar la probabilidad de ocurrencia de un evento binario, es decir una situación de la que solo se pueden esperar dos posibles resultados mutuamente excluyentes como es el caso de predecir si una compañía puede presentar un estado insolvencia financiera, para ello, si el modelo entrega como resultado el valor de uno, la compañía será insolvente, pero si el valor es cero, no existe ningún riesgo (Kacer et al., 2019; Pavlicko y Mazanec, 2022). Para ejecutar el modelo de predicción se requiere de las mediciones obtenidas a partir de unas variables predictoras que, en el caso de este estudio corresponde a las ratios financieras. La función elegida para el diseño del modelo de regresión logit para múltiples variables corresponde a:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)}}$$

Donde:

P_i = Probabilidad de insolvencia (1 para insolvente o 0 para solvente)

e^- = Base del logaritmo natural

β_0 = Constante

β_1, \dots, β_n = Peso de los coeficientes de regresión (variables explicativas)

X_1, X_2, \dots, X_n = Valores que toma la ratio financiera de la empresa

De igual modo, la función se puede presentar de manera simplificada así:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(Z_i)}}$$

Donde:

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

El peso de los coeficientes de regresión representados por β_1, \dots, β_n surgen a partir de la identificación de las ratios financieras con mayor incidencia sobre el fenómeno de insolvencia. Lo anterior, conforme a la muestra determinada para la aplicación del análisis y desarrollo de la investigación.

3.2.4. Determinación de la muestra y su criterio de selección.

No existe una norma predefinida para determinar la dimensión de la muestra, la cual está condicionada por la naturaleza de los datos y la hipótesis (Sharma y Paliwal, 2015). De acuerdo con las características de la investigación planteada el tipo de muestreo que se ajusta a dicha realidad es el **no probabilístico o dirigido** que corresponde a un subgrupo de la población donde la elección de los elementos u observaciones no depende de la probabilidad, sino de las cualidades del trabajo investigativo (Hernández y Mendoza, 2018). Dentro de las clases de muestra no probabilística existe una que, en situaciones donde la población exhibe una notable diversidad y la muestra es reducida, facilita la selección de observaciones que satisfagan los criterios requeridos para la investigación, restringiendo el conjunto de datos a aquellos que cumplan con esas cualidades o atributo, la cual es denominada muestra no probabilística intencional (Otzen y Manterola, 2017). Es aquí donde **intencionalmente** fue seleccionada la muestra con fundamento en lo estipulado en los trabajos de Altman (1968), Aleksanyan y Huiban (2016), Valaskova et al. (2020), Papaná y Spyridou (2020), Çöllü et al. (2020), Ptak-Chmielewska (2021) y Roque y Caicedo (2022); y que se materializan en esta investigación a través del procedimiento que se describe en este apartado.

En la Figura 4 a continuación, se presenta el proceso seguido para la selección de la muestra de compañías que obedece a un proceso de muestra emparejada o equilibrada para lograr

la misma cantidad de empresas insolventes que solventes, así como lo exige la aplicación de la metodología.

Figura 4

Proceso de selección de la muestra



Nota. La muestra total corresponde a 92 compañías, de las cuales 46 compañías se encontraban solventes y 46 insolventes. Como criterio de selección de las compañías insolventes era crucial contar con la información financiera (estados financieros) reportada en el Sistema Integrado de Información Societaria (SIIS). Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

Como se evidenció en la Figura 4, para la determinación del universo y la muestra de las compañías, se tomó como referente el resultado del informe denominado “Atlas de Insolvencia de Colombia datos y cifras” del primer trimestre de 2022 publicado por la Superintendencia de Sociedades de Colombia, en el cual se expone que al cierre del primer trimestre de 2022 se gestionaron 3.428 procesos de insolvencia por parte de las compañías colombianas. En donde **1.086 (universo)** corresponden al sector servicios (representando un 31,68% del total de procesos de insolvencia), siendo este el más representativo. Dentro de las compañías del sector servicios y con base en la Clasificación Industrial Internacional Uniforme de todas las actividades económicas (CIIU) en su versión cuatro, se seleccionaron **137** compañías en proceso de insolvencia (**población**), las cuales forman parte de la **SECCIÓN N** cuya denominación corresponde a las **Actividades de servicios administrativos y de apoyo** que abarca desde las diversas actividades de apoyo hasta las actividades empresariales generales.

A partir de las 137 compañías se validó cuantas habían realizado el reporte de sus estados financieros ante la Superintendencia de Sociedades de Colombia en el Sistema Integrado de Información Societaria, encontrando que 59 compañías tenían sus reportes en el portal web de la entidad. Existiendo una prueba científica de que el riesgo de insolvencia se puede detectar o predecir con mayor precisión un año antes de que sucediera el hecho (Altman, 1968; Roque y Caicedo, 2022); no obstante, los modelos de predicción logran mejores resultados en el mediano plazo (Du Jardin, 2017).

En consecuencia, los estudios de Çöllü et al. (2020), Papana y Spyridou (2020), Fernández et al. (2020), Gregova et al. (2020) y Ptak-Chmielewska (2021) tomaron tres periodos o años de información financiera para la ejecución de sus investigaciones. Igualmente, como mencionan Kušter et al. (2023) en el contexto empresarial dinámico, implica que las proyecciones a largo plazo pueden enfrentar una mayor incertidumbre y variabilidad; para el caso de intervalos temporales más cortos, los modelos pueden capitalizar datos financieros recientes y pertinentes, aumentando su precisión al evaluar la situación financiera actual y la posibilidad de insolvencia de una empresa; por otro lado, un horizonte temporal de mediano plazo se ajusta a los patrones habituales de planificación y presupuesto empresarial, lo que hace que el modelo de predicción de insolvencia sea más aplicable desde una perspectiva operativa y práctica.

Es por ello que, con fundamento en estudios previos se optó por asegurar que todas las compañías que forman parte del objeto de estudio cuenten con información financiera reportada ante la Superintendencia de Sociedades por más de dos años, lo que implica que la información financiera reportada sea mayor o igual a dos periodos contables (mayor o igual a dos años) previos a la fecha de emisión del informe de insolvencia de la Superintendencia de Sociedades (información financiera reportada con anterioridad al inicio del proceso de insolvencia) en donde se consagran los procesos de insolvencia activos al primer trimestre del año 2022.

Con base en lo anterior se halló que de las 59 compañías solo **46 (muestra)** han reportado su información financiera de cierre de año de manera continua por dos o más períodos en el Sistema Integrado de Información Societaria de la Superintendencia de Sociedades de Colombia. Es decir, que se escogen las 46 compañías y sus dos periodos de información financiera de cierre de año que incluye el balance general o balance de situación y el estado de resultados o estado de ganancias y pérdidas para desarrollar el objeto de la investigación presentada por el autor.

Ahora bien, se elige también a 46 compañías que no presentan insolvencia para lograr la muestra equilibrada o emparejada. Esto, con el fin de que se ajuste a la metodología comúnmente empleada en la mayoría de los modelos convencionales y contemporáneos para predecir la insolvencia o bancarrota (Kušter et al., 2023). Aunque la muestra se pueda percibir como pequeña, en contraste con otros estudios no es muy distante, ya que se han presentado investigaciones con 33 empresas donde solamente 16 presentaban problemas financieros y 17 no (Estrada, 2021); 20 empresas (Çöllü et al., 2020; Issa et al., 2024; Toudas et al., 2024) y 50 empresas (Kušter et al., 2023).

3.3. Trabajo de campo

El desarrollo de esta investigación requirió un proceso estructurado de recopilación, procesamiento y análisis de datos financieros con el propósito de diseñar un modelo econométrico de regresión logit para la predicción del riesgo de insolvencia en empresas colombianas de la sección “N” de servicios. Aunque no se realizó un trabajo de campo en el sentido tradicional de recolección de datos primarios mediante encuestas o entrevistas, se ejecutó

una metodología basada en **fuentes documentales oficiales** que permitió extraer información objetiva y confiable para el análisis. En la Figura 5 a continuación, se presenta el cronograma del trabajo de campo definido para el desarrollo de las actividades:

Figura 5

Cronograma del trabajo de campo

Actividad	Responsable	Recursos	2023			
			T1	T2	T3	T4
Fase 1: Recopilación de datos						
		<i>Base de datos Superintendencia Financiera, Excel</i>				
Identificación de empresas en estudio	Investigador	Sistema Integrado de Información Societaria	■	■		
Extracción y estructuración de datos	Investigador	Software estadístico (Excel, R)		■		
Fase 2: Análisis de datos y modelado						
		<i>Software estadístico, literatura académica</i>				
Cálculo de ratios financieros	Investigador	Fórmulas econométricas, software estadístico R			■	■
Aplicación del modelo logit	Investigador	R, validación con datos reales			■	■
Fase 3: Validación y ajuste del modelo						
		<i>Comparación con datos históricos</i>				
Contraste con empresas reales	Investigador	Base de datos Superintendencia Financiera	■			
Ajuste de variables y recalibración del modelo	Investigador	Software estadístico R, literatura económica	■	■		
Fase 4: Documentación del trabajo de campo						
		<i>Procesadores de texto, normas de citación</i>				
Elaboración del informe de resultados	Investigador	Reportes de software, tablas de resultados		■	■	
Revisión de coherencia entre datos y modelo	Investigador y Asesor	Retroalimentación del asesor			■	
Presentación final del trabajo de campo	Investigador y Asesor	Documento final [Incorporar resultados en la Tesis]				■

Nota. El tiempo definido se estimó en trimestres. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

3.3.1. Procedimiento de recolección de datos

La recolección de datos se realizó a partir de los estados financieros de empresas insolventes y solventes, reportados ante la Superintendencia de Sociedades de Colombia. La selección de estas compañías se fundamentó en su disponibilidad de información para los períodos contables comprendidos entre los años 2016 y 2021, permitiendo un análisis

comparativo entre aquellas que enfrentaron dificultades financieras y las que lograron mantenerse operativas.

3.3.2. Procesamiento y análisis de la información

Una vez obtenidos los datos financieros, se llevó a cabo un proceso de **depuración y estructuración** utilizando Microsoft Excel, lo que permitió organizar las variables y calcular ratios financieras clave. Posteriormente, los datos fueron analizados en R Studio, donde se ejecutaron técnicas estadísticas avanzadas para la validación del modelo predictivo, entre ellas:

- **Matriz de correlación:** Para identificar relaciones entre variables y eliminar aquellas que presentaban alta multicolinealidad.
- **Regresión logit:** Método econométrico utilizado para determinar la probabilidad de insolvencia en función de las variables financieras seleccionadas.
- **Curva ROC y AUC:** Para medir la precisión y capacidad predictiva del modelo.
- **Pruebas de sensibilidad y especificidad:** Para evaluar la efectividad del modelo en la clasificación de empresas solventes e insolventes.

3.3.3. Validación del modelo y aplicación de los resultados

El modelo econométrico diseñado alcanzó una precisión del 85,71%, lo que valida su aplicabilidad en la predicción del riesgo de insolvencia en empresas del sector de servicios administrativos y de apoyo. Este resultado permite que inversionistas, empresarios y reguladores financieros utilicen el modelo como una herramienta de alerta temprana para la toma de decisiones estratégicas y la mitigación de riesgos.

3.3.4. Limitaciones y Consideraciones Finales

Si bien el modelo presentó un alto nivel de precisión, se identificaron ciertos desafíos en la recolección de datos, como la disponibilidad parcial de información financiera en algunas empresas y la ausencia de variables cualitativas que podrían influir en el riesgo de insolvencia. No obstante, los ajustes metodológicos realizados durante el trabajo de campo permitieron optimizar el modelo, asegurando su validez y confiabilidad en el contexto colombiano.

3.4. Aplicación de los instrumentos.

En correspondencia con el enfoque cuantitativo y el diseño metodológico correlacional explicativo adoptado en esta tesis doctoral, la aplicación de los instrumentos se realizó de forma sistemática y rigurosa, garantizando la coherencia entre los objetivos de investigación, los métodos empleados, las técnicas aplicadas y la población-muestra seleccionada.

Instrumentos utilizados:

- **Base de datos secundaria** obtenida del Sistema Integrado de Información Societaria (SIIS) de la Superintendencia de Sociedades de Colombia, que proporcionó la información contable histórica necesaria para el análisis.
- **Matriz técnica de registro**, elaborada en Excel, que permitió recopilar, clasificar y organizar las variables financieras e independientes de las empresas objeto de estudio.
- **Técnica de análisis financiero**, basada en la aplicación de ratios e indicadores financieros definidos en la operacionalización de variables, fundamentales para alimentar el modelo logit predictivo de insolvencia.

Relatoría de la aplicación:

Durante la aplicación de los instrumentos se presentaron tanto aciertos como desafíos. Entre los aspectos positivos, destaca la alta disponibilidad de información secundaria, lo cual facilitó la construcción de una base de datos robusta y confiable, con un total de 1.248

observaciones correspondientes a empresas del sector de servicios administrativos y de apoyo empresarial, específicamente de la sección "N" del CIIU colombiano. La matriz de registro permitió controlar posibles inconsistencias, facilitando el cálculo automatizado de ratios financieras claves como ROA, margen bruto, nivel de endeudamiento y rotación de activos.

Entre los aspectos negativos, se evidenció información incompleta en algunas empresas, lo que exigió un proceso de depuración que incluyó la exclusión de observaciones y, en ciertos casos, la imputación de valores promedio para conservar la integridad del análisis. Asimismo, se detectó multicolinealidad entre algunas variables, lo cual fue solucionado mediante análisis estadísticos complementarios y la exclusión de aquellas variables con VIF superiores a 2, garantizando la estabilidad del modelo.

Acciones para la viabilidad y validez:

Aunque no se implementó una prueba piloto externa, sí se realizaron validaciones internas de tipo exploratorio para probar la funcionalidad de los instrumentos antes de su aplicación final. Estas pruebas incluyeron la evaluación preliminar del desempeño del modelo logit con una muestra parcial de los datos, así como la verificación de los supuestos estadísticos del modelo (linealidad, independencia y ausencia de multicolinealidad). Estas acciones permitieron corroborar la pertinencia y validez de los instrumentos, reforzando la confiabilidad de los resultados obtenidos.

3.5. Procesamiento de la información.

El proceso de recopilación de datos se llevó a cabo mediante la selección **de estados financieros de empresas colombianas de la sección "N" de servicios**, abarcando tanto compañías insolventes como solventes. Estos datos fueron obtenidos de registros oficiales, lo que permitió una comparación objetiva entre ambas categorías. Posteriormente, la información fue transformada en **variables cuantificables**, mediante la selección de **ratios financieras** con capacidad predictiva sobre el riesgo de insolvencia. Se utilizaron técnicas de análisis estadístico para identificar las variables más significativas y descartar aquellas que no aportan valor predictivo.

Para la transformación y análisis de datos, se utilizaron R Studio y Microsoft Excel, herramientas que facilitaron la organización, limpieza y estructuración de la información. En Excel, se procesaron los datos iniciales, realizando cálculos de ratios financieras y depuración de la base de datos. Posteriormente, en R Studio, se ejecutaron análisis estadísticos avanzados, como la regresión logit, la matriz de correlación y la validación del modelo.

Para el procesamiento de la información, se aplicó un modelo econométrico de regresión logit, el cual fue calibrado y validado en R Studio para medir su efectividad en la predicción de insolvencias. La precisión del modelo alcanzó un 85,71%, superando las expectativas iniciales y demostrando su utilidad para múltiples partes interesadas, como empresarios, inversionistas y reguladores financieros.

El nivel de efectividad de las herramientas utilizadas fue alto, ya que el modelo permitió diferenciar de manera clara las empresas con alto riesgo de insolvencia. Sin embargo, se identificaron ciertas limitaciones, como la exclusión de variables cualitativas y factores externos que podrían influir en los resultados.

3.6. Análisis de los resultados en los datos obtenidos.

3.6.1. Análisis descriptivo

Para comprender la estructura de los datos obtenidos a partir de la aplicación de los ratios financieras definidas para el estudio y la comprensión del comportamiento de estos, se aplican los estadísticos de promedio, mediana, mínimo, máximo y desviación estándar. Estos estadísticos descriptivos permiten comprender la distribución y variabilidad de los datos, proporcionando una base sólida para la interpretación de los resultados y la identificación de patrones relevantes en el comportamiento financiero de las empresas analizadas. En la Tabla 12 a continuación, se presentan los resultados obtenidos.

Tabla 12*Análisis descriptivo*

Variable	Promedio	Mediana	Mínimo	Máximo	Desviación estándar
S1. Apalancamiento financiero	15,17	1,63	-28,19	1217,67	126,87
S2. Ratio de solvencia	9,21	1,92	0,22	207	28,37
S3. Calidad de plazo de deuda	0,57	0,60	0,00	1,00	0,35
S4. Cobertura de intereses	3,99	0,98	-1781,22	1192,07	249,35
L1. Liquidez corriente	23,33	1,62	0,01	1343,71	141,91
L2. Capital de trabajo frente al Activo Total	0,15	0,16	-3,73	0,99	0,53
L3. Capital de trabajo frente al Activo corriente	-1,89	0,38	-184,38	1,00	19,27
L4. Capital de trabajo frente al Pasivo corriente	22,33	0,62	-0,99	1342,71	141,91
E1. Nivel de endeudamiento	0,61	0,52	0,00	4,56	0,61
E2. Nivel de endeudamiento corto plazo	2,89	0,62	0,00	185,38	19,27
E3. Nivel de endeudamiento largo plazo	0,25	0,13	0,00	1,66	0,31
E4. Ratio de leverage (apalancamiento)	14,17	0,63	-29,19	1216,67	126,87
R1. Rentabilidad de activos (ROA)	-0,02	0,01	-1,80	0,29	0,24

Variable	Promedio	Mediana	Mínimo	Máximo	Desviación estándar
R2. Margen de la utilidad operativa	-4,40	0,05	-408,27	4,64	42,59
R3. Margen de la utilidad bruta	0,41	0,37	-4,56	1,00	0,70
R4. Rendimiento del capital (ROE)	-0,29	0,04	-31,67	2,10	3,35
P1. Autofinanciación	0,17	0,25	-3,80	0,99	0,63
P2. Equilibrio financiero	8,21	0,92	-0,78	206,00	28,37
A1. Rotación de activos totales	1,01	0,42	0,00	7,80	1,48
A2. Rotación de activos fijos	56,84	1,16	0,00	3641,13	382,08
A3. Periodo promedio de cobro	10,74	0,30	0,00	885,20	92,21
ED. Años de existencia	24,10	21,5	6,00	58,00	13,04
T1. Logaritmo natural del valor del Activo total	16,25	16,09	12,07	19,95	1,70
T2. Logaritmo natural del valor del Patrimonio	13,75	15,67	0,00	19,40	5,53

Nota. Los cálculos de las ratios se efectuaron en el aplicativo Excel utilizando los datos de los estados financieros publicados por la Superintendencia de Sociedades de Colombia y que son recopilados de las compañías cuya actividad económica forma parte de la sección “N” de servicios. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

Los datos resultados obtenidos reflejan el conjunto de la situación financiera de las 92 compañías (46 solventes y 46 insolventes) que en resumen promedian valores positivos y negativos como el rendimiento del capital, el margen de la utilidad operativa y el capital de trabajo frente al activo corriente. Asimismo, existe una presencia de valores que por su nivel de importancia son significativos como es el caso de la liquidez corriente cuyo promedio llega a un 23,33, la solvencia con un 9,21, la rotación de los activos con 56,84 y el apalancamiento financiero con un 15,17. Por otro lado, la desviación estándar calculada muestra que las ratios de apalancamiento financiero, cobertura de intereses, liquidez corriente, capital de trabajo frente al pasivo corriente, la ratio de apalancamiento y de activos fijos presentan los valores más altos, siendo superiores a 100.

3.6.2. Identificación de variables predictoras

Mediante el Valor Informativo IV (Information Value) se determina la capacidad de las variables independientes (ratios financieras) para separar y clasificar correctamente los casos de la variable dependiente (insolvencia) en sus diferentes categorías (empresa solvente e insolvente). El IV es una medida especialmente utilizada en la construcción de modelos predictivos de clasificación binaria como los diseñados bajo la metodología de regresión de tipo logit. En la Tabla 13 a continuación, se presenta el nivel de predicción ofrecido por cada una de las variables independientes:

Tabla 13

Valor informativo de las variables predictoras

Variable	Valor informativo (IV)	Nivel de predicción
S1. Apalancamiento financiero	0.000	No es útil
S2. Ratio de solvencia	0.000	No es útil

Variable	Valor informativo (IV)	Nivel de predicción
S3. Calidad de plazo de deuda	0.017	No es útil
S4. Cobertura de intereses	0.056	Débil
L1. Liquidez corriente	0.000	No es útil
L2. Capital de trabajo frente al Activo Total	0.090	Débil
L3. Capital de trabajo frente al Activo corriente	0.068	Débil
L4. Capital de trabajo frente al Pasivo corriente	0.000	No es útil
E1. Nivel de endeudamiento	0.000	No es útil
E2. Nivel de endeudamiento corto plazo	0.068	Débil
E3. Nivel de endeudamiento largo plazo	0.025	Débil
E4. Ratio de leverage (apalancamiento)	0.000	No es útil
R1. Rentabilidad de activos (ROA)	0.351	Fuerte
R2. Margen de la utilidad operativa	0.068	Débil
R3. Margen de la utilidad bruta	0.339	Fuerte
R4. Rendimiento del capital (ROE)	0.267	Moderado
P1. Autofinanciación	0.021	Débil

Variable	Valor informativo (IV)	Nivel de predicción
P2. Equilibrio financiero	0.000	No es útil
A1. Rotación de activos totales	0.043	Débil
A2. Rotación de activos fijos	0.000	No es útil
A3. Periodo promedio de cobro	0.086	Débil
ED. Años de existencia	0.241	Moderado
T1. Logaritmo natural del valor del Activo total	0.000	No es útil
T2. Logaritmo natural del valor del Patrimonio	0.000	No es útil

Nota. La interpretación del IV es la siguiente: $IV < 0.02$: No útil para la predicción. $0.02 \leq IV < 0.1$: Poder predictivo débil. $0.1 \leq IV < 0.3$: Poder predictivo moderado. $0.3 \leq IV < 0.5$: Poder predictivo fuerte. $IV \geq 0.5$: Poder predictivo sospechosamente fuerte, posiblemente indicando sobreajuste. Los datos corresponden a los valores de las ratios financieras aplicadas a los estados financieros obtenidos de la Superintendencia de Sociedades de Colombia que han sido tratados con la ayuda del software estadístico R. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

Como se observa en la Tabla 13, los resultados obtenidos del cálculo del Valor Informativo indican que las variables que no son útiles para ser incorporadas dentro del modelo predictivo corresponden a: S1. Apalancamiento financiero, S2. Ratio de solvencia, S3. Calidad de plazo de deuda, L1. Liquidez corriente, L4. Capital de trabajo frente al Pasivo corriente, E1. Nivel de endeudamiento, E4. Ratio de leverage (apalancamiento), P2. Equilibrio financiero, A2. Rotación de activos fijos, T1. Logaritmo natural del valor del Activo total y T2. Logaritmo natural del

valor del Patrimonio. Por otra parte, las ratios compuestas por la S4. Cobertura de intereses, L2. Capital de trabajo frente al Activo Total, L3. Capital de trabajo frente al Activo corriente, E2. Nivel de endeudamiento a corto plazo, E3. Nivel de endeudamiento a largo plazo, R2. Margen de la utilidad operativa, P1. Autofinanciación, A1. Rotación de activos totales y el A3. Periodo promedio de cobro presentan valores débiles de predicción.

En definitiva, las mejores predictoras de acuerdo con el Valor Informativo de acuerdo con las ratios calculadas sobre la información financiera de las compañías cuya actividad económica forma parte de la sección “N” de servicios son: R1. Rentabilidad de activos (ROA), R3. Margen de la utilidad bruta, R4. Rendimiento del capital (ROE) y ED. Años de existencia.

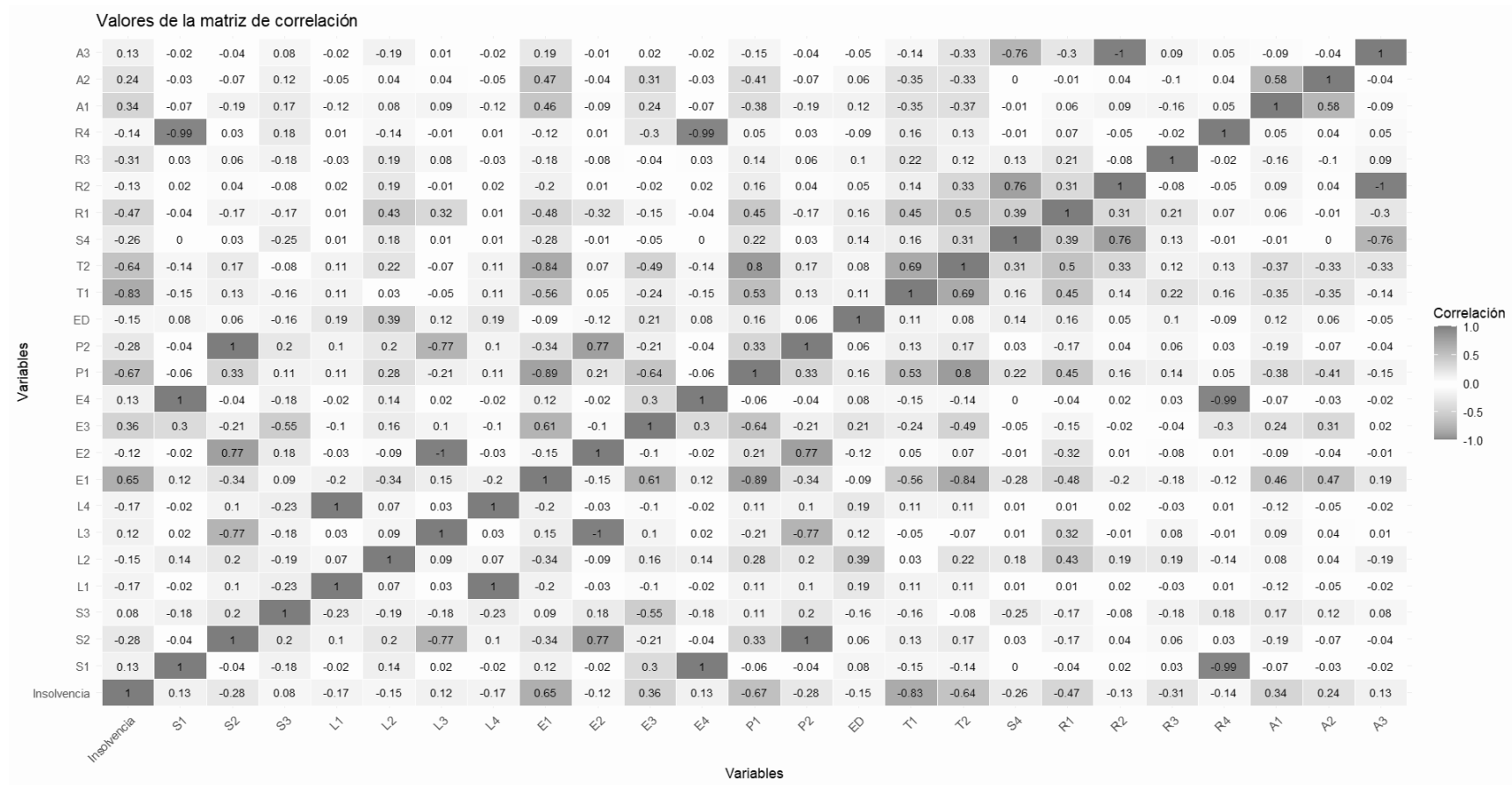
3.6.3. Análisis de correlación

El análisis de correlación es útil para la identificación de los niveles de relación lineal entre dos o más variables. Con ello, se logra precisar si un aumento en una variable está asociado con un aumento o disminución en otra variable. La relevancia del análisis de correlación radica en la identificación de sesgos, al igual que sus resultados pueden orientar en la detección de variables que generan información reiterativa, es decir que su aporte es el mismo que el de otra variable. Las correlaciones altas entre variables pueden introducir sesgos en las estimaciones de los coeficientes, afectando la validez del modelo logit. Un análisis de correlación permite identificar y abordar estos sesgos potenciales, ya sea mediante la eliminación de variables correlacionadas.

En la Figura 6, a continuación, se presentan los resultados del análisis de correlación donde los valores de la matriz van desde -1 a 1, donde un valor de 1 indica una correlación perfecta positiva, -1 indica una correlación perfecta negativa, y 0 indica ninguna correlación:

Figura 6

Matriz de correlación



Nota. El análisis de correlación se aplicó sobre la totalidad de las variables (independientes y dependiente) con la ayuda del software estadístico R. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

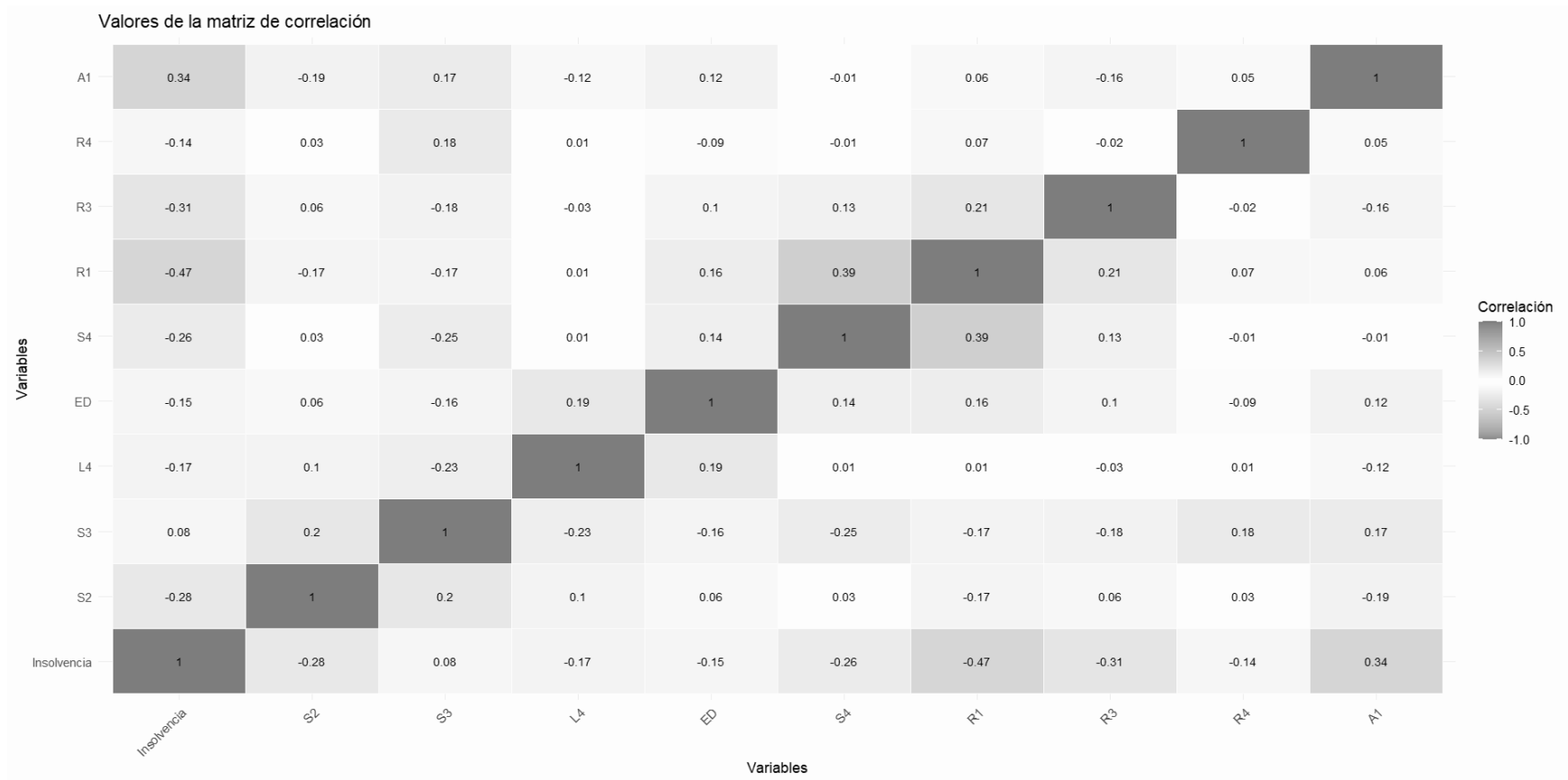
La Figura 6, evidencia la presencia de variables con alta correlación, especialmente con la variable dependiente (insolvencia), lo cual puede afectar negativamente la estabilidad e interpretación de los coeficientes del modelo econométrico de predicción de tipo logit. Los valores obtenidos demuestran que entre las variables independientes existen correlaciones iguales a 1, lo cual es bastante alarmante; y entre las variables independientes y la dependiente se llega a -0.83 como es el caso de la variable T1 y 0.65 para E1. Este fenómeno se conoce como multicolinealidad que, entre sus efectos negativos, se puede encontrar la dificultad para la determinación de la influencia individual de cada variable independiente sobre la variable dependiente, esto debido a que la correlación indica que dichas variables comparten información.

Es preciso señalar que la multicolinealidad no afecta directamente las predicciones del modelo logit. Sin embargo, para mitigar los problemas asociados a la multicolinealidad, se procede a eliminar las variables cuya correlación sea menor a -0.47 o mayor a 0.34. En este contexto, se opta por excluir las siguientes variables y realizar nuevamente el análisis de correlación como se muestra en la Figura 7:

- S1. Apalancamiento financiero
- L1. Liquidez corriente
- L2. Capital de trabajo frente al Activo Total
- L3. Capital de trabajo frente al Activo corriente
- E1. Nivel de endeudamiento
- E2. Nivel de endeudamiento corto plazo
- E3. Nivel de endeudamiento largo plazo
- E4. Ratio de leverage (apalancamiento)
- R2. Margen de la utilidad operativa
- P1. Autofinanciación
- P2. Equilibrio financiero
- A2. Rotación de activos fijos
- A3. Periodo promedio de cobro
- T1. Logaritmo natural del valor del Activo total
- T2. Logaritmo natural del valor del Patrimonio

Figura 7

Matriz de correlación sin incluir variables altamente correlacionadas



Nota. Los nuevos niveles de correlación para las variables independientes seleccionadas respecto a la variable dependiente no son inferiores a -0.47 o superiores a 0.34 como lo muestra la matriz del software estadístico R. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

En la Figura 7, se muestran las nueve variables independientes seleccionadas de un total inicial de veinticuatro, las cuales fueron elegidas debido a sus bajos niveles de correlación tanto entre ellas como con la variable dependiente. Esta selección de variables permite minimizar el problema de multicolinealidad, mejorando así la robustez y fiabilidad del modelo predictivo. A continuación, se detallan las variables escogidas:

- S2. Ratio de solvencia
- S3. Calidad de plazo de deuda
- S4. Cobertura de intereses
- L4. Capital de trabajo frente al Pasivo corriente
- R1. Rentabilidad de activos (ROA)
- R3. Margen de la utilidad bruta
- R4. Rendimiento del capital (ROE)
- A1. Rotación de activos totales
- ED. Años de existencia

A partir de estas variables seleccionadas, se procede a la construcción de las propuestas de modelos de regresión logit. Estos modelos se evalúan de manera comparativa para determinar cuál de ellos presenta el mayor ajuste, basándose en criterios estadísticos y de desempeño predictivo. La evaluación rigurosa de estos modelos tiene como objetivo identificar la configuración más adecuada para predecir el riesgo de insolvencia, garantizando la precisión y efectividad del modelo final propuesto.

3.6.4. Propuestas de modelos logit

Se diseñan tres modelos a partir de las variables seleccionadas de acuerdo con los niveles de predicción del Valor Informativo (IV) y los valores obtenidos de la matriz de correlación. Lo anterior se realizó a partir de la muestra de datos, donde se selecciona el 70% de los datos para realizar las labores de entrenamiento de los modelos y el 30% para ejecutar la prueba de predicción sobre el modelo seleccionado.

3.6.4.1. Modelo logit 1

Las variables incorporadas en el modelo 1 corresponden a: S2, S3, L4, ED, S4, R1, R3, R4 y A1. Es decir, las variables incluidas corresponden a la totalidad de las nueve con bajos niveles de correlación. Los coeficientes y las métricas obtenidas para el modelo se detallan en la Tabla 14 a continuación:

Tabla 14

Coefficientes y métricas del modelo logit 1

Variable	Coefficiente	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	3.197990	2.241195	1.427	0.1536
S2. Ratio de solvencia	-0.558899	0.429246	-1.302	0.1929
S3. Calidad de plazo de deuda	-0.954780	1.604780	-0.595	0.5519
S4. Cobertura de intereses	-0.001711	0.016101	-0.106	0.9154
L4. Capital de trabajo frente al Pasivo corriente	0.002441	0.008759	0.279	0.7805
R1. Rentabilidad de activos (ROA)	-20.103791	11.563896	-1.738	0.0821
R3. Margen de la utilidad bruta	- 1.116114	1.646772	-0.678	0.4979
R4. Rendimiento del capital (ROE)	-0.232465	1.848788	-0.126	0.8999
A1. Rotación de activos totales	0.724220	0.575313	1.259	0.2081
ED. Años de existencia	-0.037296	0.039173	-0.952	0.3411

Nota. Las métricas de ajuste del modelo son iguales a: Null deviance: 88.723 on 63 degrees of freedom; Residual deviance: 36.043 on 54 degrees of freedom y AIC: 56.043. Los valores obtenidos fueron calculados con la ayuda del software estadístico R. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

De acuerdo con los resultados revelados en la Tabla 14 para las variables incorporadas en el modelo según los coeficientes y el p-valor se obtiene que:

S2. Ratio de solvencia (coeficiente = -0,558899, p (Pr(>|z|)) = 0,1929)

- Coeficiente: Coeficiente negativo de -0.558899 sugiere que un aumento en la ratio de solvencia está asociado con una reducción en la probabilidad de insolvencia. Esto implica que las empresas con una mejor ratio de solvencia tienen un menor riesgo de insolvencia.
- Valor p: El valor p de 0.1929 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre la ratio de solvencia y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa. No hay suficiente evidencia para afirmar que esta variable influye significativamente en la insolvencia.

S3. Calidad de plazo de deuda (coeficiente = -0.954780, p (Pr(>|z|)) = 0,5519)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -0.954780 sugiere que una mejor calidad del plazo de la deuda está asociada con una reducción en la probabilidad de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.5519 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre la calidad del plazo de la deuda y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa.

S4. Cobertura de intereses (coeficiente = -0.001711, p (Pr(>|z|)) = 0,9154)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -0.001711 sugiere que una mayor cobertura de intereses está asociada con una ligera reducción en la probabilidad de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.9154 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre la cobertura de intereses y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa.

L4. Capital de trabajo frente al Pasivo corriente (coeficiente = 0.002441, p (Pr(>|z|)) = 0,7805)

- Coeficiente: Coeficiente positivo de 0.002441 sugiere que un mayor capital de trabajo en relación con el pasivo corriente está asociado con un aumento en la probabilidad de insolvencia, aunque este efecto es muy pequeño.
- Valor p: el valor p de 0.7805 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre el capital de trabajo y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa.

R1. Rentabilidad de activos (ROA) (coeficiente = -20.103791, p (Pr(>|z|)) = 0,0821)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -20.103791 sugiere que un aumento en la rentabilidad de los activos está asociado con una reducción significativa en la probabilidad de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.0821 es mayor que 0.05 pero menor que 0.1, lo que indica que la relación entre la rentabilidad de activos y la probabilidad de insolvencia es marginalmente significativa.

R3. Margen de la utilidad bruta (coeficiente = -1.116114, p (Pr(>|z|)) = 0,4979)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -1.116114 sugiere que un aumento en el margen de la utilidad bruta está asociado con una reducción en la probabilidad de

insolvencia. Esto implica que las compañías con un mayor margen de utilidad bruta tienen un menor riesgo de insolvencia.

- Valor p: el valor 0.4979 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre el margen de utilidad bruta y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa.

R4. Rendimiento del capital (ROE) (coeficiente = -0.232465, p (Pr(>|z|)) = 0,8999)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -0.232465 sugiere que un aumento en el rendimiento del capital está asociado con una ligera reducción en la probabilidad de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.8999 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre el rendimiento del capital y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa.

A1. Rotación de activos totales (coeficiente = 0,724220, p (Pr(>|z|)) = 0,2081)

- Coeficiente: un coeficiente positivo de 0.724220 sugiere que una mayor rotación de activos totales está asociada con un aumento en la probabilidad de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.2081 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre la rotación de activos totales y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa.

ED. Años de existencia (coeficiente = -0.037296, p (Pr(>|z|)) = 0,3411)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -0.037296 sugiere que más años de existencia están asociados con una reducción en la probabilidad de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.3411 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre los años de existencia y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa.

3.6.4.2. Modelo logit 2

Las variables incorporadas en el modelo 2 corresponden a: S3, L4, ED, S4, R1, R3 y R4. Los coeficientes y las métricas obtenidas para el modelo se detallan en la Tabla 15 a continuación:

Tabla 15

Coefficientes y métricas del modelo logit 2

Variable	Coefficiente	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	3.23457	1.54015	2.100	0.0357 *
S3. Calidad de plazo de deuda	-1.65965	1.23525	-1.344	0.1791
S4. Cobertura de intereses	-0.01003	0.02007	-0.500	0.6172
L4. Capital de trabajo frente al Pasivo corriente	-0.01977	0.03018	-0.655	0.5125
R1. Rentabilidad de activos (ROA)	-9.52317	4.88348	-1.950	0.0512
R3. Margen de la utilidad bruta	-2.57359	1.16896	-2.202	0.0277 *
R4. Rendimiento del capital (ROE)	-0.52358	1.12550	-0.465	0.6418
ED. Años de existencia	-0.03031	0.03112	-0.974	0.3301

Nota. Las métricas de ajuste del modelo son iguales a: Null deviance: 88.723 on 63 degrees of freedom; Residual deviance: 54.697 on 56 degrees of freedom y AIC: 70.697. Los valores obtenidos fueron calculados con la ayuda del software estadístico R. Fuente: Murcia (2024). *Diseño*

de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.

De acuerdo con los resultados revelados en la Tabla 15 para las variables incorporadas en el modelo según los coeficientes y el p-valor se obtiene que:

S3. Calidad de plazo de deuda (coeficiente = -1.65965, p (Pr(>|z|)) = 0.1791)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -1.65965 sugiere que una mejora en la calidad del plazo de la deuda está asociada con una reducción en la probabilidad de insolvencia. Esto implica que las compañías con una mejor calidad en los plazos de deuda tienen un menor riesgo de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.1791 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre la calidad del plazo de la deuda y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa.

S4. Cobertura de intereses (coeficiente = -0.01003, p (Pr(>|z|)) = 0.6172)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -0.01003 sugiere que una mayor cobertura de intereses está asociada con una ligera reducción en la probabilidad de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.6172 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre la cobertura de intereses y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa.

L4. Capital de trabajo frente al Pasivo corriente (coeficiente = -0.01977, p (Pr(>|z|)) = 0.5125)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -0.01977 sugiere que un mayor capital de trabajo en relación con el pasivo corriente está asociado con una reducción en la probabilidad de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.5125 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre el capital de trabajo y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa.

R1. Rentabilidad de activos (ROA) (coeficiente = -9.52317, p (Pr(>|z|)) = 0.0512)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -9.52317 sugiere que un aumento en la rentabilidad de activos está asociado con una reducción significativa en la probabilidad de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.0512 es ligeramente mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre la rentabilidad de activos y la probabilidad de insolvencia es marginalmente significativa.

R3. Margen de la utilidad bruta (coeficiente = -2.57359, p (Pr(>|z|)) = 0.0277 *)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -2.57359 sugiere que un aumento en el margen de la utilidad bruta está asociado con una reducción en la probabilidad de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.0277 es menor que 0.05, lo que indica que la relación entre el margen de utilidad bruta y la probabilidad de insolvencia es estadísticamente significativa.

R4. Rendimiento del capital (ROE) (coeficiente = -0.52358, p (Pr(>|z|)) = 0.6418)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -0.52358 sugiere que un aumento en el rendimiento del capital está asociado con una ligera reducción en la probabilidad de insolvencia.

- Valor p: el valor p de 0.6418 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre el rendimiento del capital y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa.

ED. Años de existencia (coeficiente = -0.03031, p (Pr(>|z|)) = 0.3301)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -0.03031 sugiere que más años de existencia están asociados con una reducción en la probabilidad de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.3301 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre los años de existencia y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa.

3.6.4.3. Modelo logit 3

Para el diseño de la última propuesta para el modelo logit se elige a las dos variables que son estadísticamente significativas (R1 y R3) como se puede observar en el modelo 2. Las variables incorporadas en el modelo 3 corresponden a: ED, R1 y R3. Los coeficientes y las métricas obtenidas para el modelo se detallan en la Tabla 16 a continuación:

Tabla 16

Coefficientes y métricas del modelo logit 3

Variable	Coefficiente	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1.77726	0.87558	2.030	0.04238 *
R1. Rentabilidad de activos (ROA)	-12.69893	4.60130	-2.760	0.00578 **
R3. Margen de la utilidad bruta	-2.16128	0.87210	-2.478	0.01320 *
ED. Años de existencia	-0.02301	0.02537	-0.907	0.36434

Nota. Las métricas de ajuste del modelo son iguales a: Null deviance: 88.723 on 63 degrees of freedom; Residual deviance: 62.649 on 60 degrees of freedom y AIC: 70.649. Los valores

obtenidos fueron calculados con la ayuda del software estadístico R. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

De acuerdo con los resultados revelados en la Tabla 16 para las variables incorporadas en el modelo según los coeficientes y el p-valor se obtiene que:

R1. Rentabilidad de activos (ROA) (coeficiente = -12.69893, p (Pr(>|z|)) = 0.00578 **)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -12.69893 sugiere que un aumento en la rentabilidad de los activos (ROA) está asociado con una reducción significativa en la probabilidad de insolvencia. Esto implica que las compañías con una mayor rentabilidad de activos tienen un menor riesgo de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.00578 es menor que 0.01, lo que indica que la relación entre la rentabilidad de activos y la probabilidad de insolvencia es altamente significativa.

R3. Margen de la utilidad bruta (coeficiente = -2.16128, p (Pr(>|z|)) = 0.0132*)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -2.16128 sugiere que un aumento en el margen de la utilidad bruta está asociado con una reducción en la probabilidad de insolvencia.
- Valor p: el valor p de 0.01320 es menor que 0.05, lo que indica que la relación entre el margen de utilidad bruta y la probabilidad de insolvencia es estadísticamente significativa.

ED. Años de existencia (coeficiente = -0.02301, p (Pr(>|z|)) = 0.36434)

- Coeficiente: un coeficiente negativo de -0.02301 sugiere que más años de existencia están asociados con una reducción en la probabilidad de insolvencia.

- Valor p: el valor p de 0.36434 es mayor que 0.05, lo que indica que la relación entre los años de existencia y la probabilidad de insolvencia no es estadísticamente significativa.

3.6.5. Evaluación de la calidad de ajuste de los modelos propuestos

Mediante las medidas de ajuste de Criterio de Información de Akaike (AIC), McFadden's R-Squared, Criterio de Información Bayesiano (BIC), Hosmer-Lemeshow Test y Nagelkerke R-Squared se valora la calidad del ajuste de cada uno de los modelos respecto a los datos. En la Tabla 17 se presentan los resultados estimados y el modelo con el mejor ajuste frente a las otras dos propuestas:

Tabla 17

Resultados de la evaluación de los modelos logit propuestos

Medida de ajuste	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Mejor ajuste
Criterio de Información de Akaike (AIC)	56.043	70.697	70.649	Modelo 1
McFadden's R-Squared	0.5937555	0.383504	0.2938765	Modelo 1
BIC (Criterio de Información Bayesiano)	77.632	87.96834	79.28481	Modelo 1
Hosmer-Lemeshow Test	0.8977	0.004966	0.06148	Modelo 1
Nagelkerke R-Squared	0.5609403	0.4123651	0.3346216	Modelo 1

Nota. Interpretación de las medidas de ajuste: AIC: el modelo con el valor más bajo de AIC es preferible; McFadden's R-Squared: un valor más alto indica un mejor ajuste relativo del modelo a los datos; BIC: un modelo con un valor de BIC más bajo se considera preferible; Hosmer-

Lemeshow Test: un valor p alto sugiere que el modelo de regresión logística se ajusta bien a los datos; Nagelkerke R-Squared: un valor más alto puede considerarse mejor en términos de capacidad explicativa del modelo. Los valores obtenidos fueron calculados con la ayuda del software estadístico R. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

Conforme con los resultados de las medidas de ajuste presentadas en la Tabla 17 es claro que el modelo 1 cuenta con el mejor ajuste, toda vez que, para las cinco valoraciones de las medidas de ajuste, es el modelo con los mejores criterios.

3.6.6. Estructuración del modelo

Posterior a la presentación de las propuestas de los modelos y la rigurosa evaluación para identificar aquel que mejor se ajusta a los datos disponibles. Tras seleccionar al modelo 1 como el más adecuado, se presenta a continuación la estructura de este, conforme a la ecuación o función de regresión de tipo logit:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 \pm \beta_1 S2 \pm \beta_2 S3 \pm \beta_3 S4 \pm \beta_4 L4 \pm \beta_5 R1 \pm \beta_6 R3 \pm \beta_7 R4 \pm \beta_8 A1 \pm \beta_9 ED)}}$$

Donde:

P_i = Probabilidad de insolvencia (1 para insolvente o 0 para solvente)

e^- = Base del logaritmo natural

β_0 = Constante

β_1, \dots, β_9 = Peso de los coeficientes de regresión del modelo 1

S2. Ratio de solvencia = Activo total / Pasivo total

S3. Calidad de plazo de deuda = Pasivo Corriente / Pasivo total

S4. Cobertura de intereses = Utilidad Operativa / Intereses

L4. Capital de trabajo frente al Pasivo corriente = (Activo corriente - Pasivo corriente) / Pasivo corriente

R1. Rentabilidad de activos (ROA) = Utilidad neta / Activo total

R3. Margen de la utilidad bruta = Ventas netas - Costos / Ventas netas

R4. Rendimiento del capital (ROE) = Utilidad neta / Patrimonio neto

A1. Rotación de activos totales = Ventas / Activo total

ED. Años de existencia = Edad de la empresa expresada en años

Esta ecuación permite estimar la probabilidad de un evento binario, facilitando la comprensión de las relaciones entre las variables independientes y la variable dependiente, y proporcionando una herramienta robusta para predecir el riesgo de insolvencia basado en los datos financieros y no financieros (edad de la compañía) analizados. Ahora bien, dentro de la regresión de tipo logit es fundamental la determinación de los odds ratios para entender la relación entre las variables independientes (predictoras) y la probabilidad del evento de interés, en este caso la presencia del riesgo de insolvencia en una compañía con una anticipación de dos años. En la Tabla 18 a continuación, se presenta los valores obtenidos para cada variable independiente incorporada en el modelo seleccionado y estructurado:

Tabla 18

Odds ratios del modelo estructurado

Variable	Coefficiente	Odd ratio	Efecto
(Intercept)	3.197990	24.48327	
S2. Ratio de solvencia	-0.558899	0.571838	Disminución
S3. Calidad de plazo de deuda	-0.954780	0.384897	Disminución

Variable	Coficiente	Odd ratio	Efecto
S4. Cobertura de intereses	-0.001711	0.998290	Disminución
L4. Capital de trabajo frente al Pasivo corriente	0.002441	1.002444	Aumento
R1. Rentabilidad de activos (ROA)	-20.103791	1.857952e-09	Disminución
R3. Margen de la utilidad bruta	-1.116114	0.327550	Disminución
R4. Rendimiento del capital (ROE)	-0.232465	0.792577	Disminución
A1. Rotación de activos totales	0.724220	2.063121	Aumento
ED. Años de existencia	-0.037296	0.963391	Disminución

Nota. Interpretación de los odds ratios: **or = 1**: La variable independiente no tiene efecto sobre la probabilidad del evento de insolvencia. **or > 1**: La variable independiente está asociada con un aumento en la probabilidad del evento de insolvencia. **or < 1**: La variable independiente está asociada con una disminución en la probabilidad del evento de insolvencia. Los valores obtenidos fueron calculados con la ayuda del software estadístico R. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

Con base en los valores obtenidos para las odds ratios de las variables, como se muestra en la Tabla 18, se procede a detallar los resultados para las nueve variables que integran el modelo diseñado y estructurado:

- **S2. Ratio de solvencia (0.5718)**: cada unidad adicional en la ratio de solvencia reduce las probabilidades de que una empresa sea insolvente en aproximadamente un 42,8% ($1-0.57181$).

- **S3. Calidad de plazo de deuda (0.3849):** cada unidad adicional en la calidad del plazo de deuda reduce las probabilidades de insolvencia en aproximadamente un 61,5% ($1-0.38491$).
- **S4. Cobertura de intereses (0.9983):** cada unidad adicional en la cobertura de intereses tiene un efecto muy pequeño en la reducción de las probabilidades de insolvencia, aproximadamente un 0,17% ($1-0.99831$).
- **L4. Capital de trabajo frente al Pasivo corriente (1.0024):** cada unidad adicional en el capital de trabajo frente al pasivo corriente aumenta ligeramente las probabilidades de insolvencia en aproximadamente un 0,24% ($1.0024-11.0024$).
- **R1. Rentabilidad de activos (ROA) (1.8579×10^{-9}):** cada unidad adicional en la rentabilidad de activos reduce drásticamente las probabilidades de insolvencia, haciendo casi imposible que una empresa con alta rentabilidad de activos sea insolvente.
- **R3. Margen de la utilidad bruta (0.3276):** cada unidad adicional en el margen de la utilidad bruta reduce las probabilidades de insolvencia en aproximadamente un 67,2% ($1-0.32761$).
- **R4. Rendimiento del capital (0.7926):** cada unidad adicional en el rendimiento del capital reduce las probabilidades de insolvencia en aproximadamente un 20,7% ($1-0.79261$).
- **A1. Rotación de activos totales (2.0631):** cada unidad adicional en la rotación de activos totales duplica las probabilidades de insolvencia ($2.0631-1$).
- **ED. Años de existencia (0.9634):** cada año adicional de existencia reduce ligeramente las probabilidades de insolvencia en aproximadamente un 3,7% ($1-0.96341$).

3.6.7. Predictibilidad del modelo

Para el análisis del modelo de regresión logit para predecir el riesgo de insolvencia en compañías colombianas, se utiliza el 30% restante de la muestra, correspondiente a 28 compañías (14 solventes y 14 insolventes), para determinar la capacidad predictiva del modelo. Con esta actividad es posible poner en uso el modelo diseñado y conocer en condiciones similares a las de su futura aplicación el comportamiento de este. Los resultados de esta validación se presentan de manera detallada en la Tabla 19 a continuación:

Tabla 19

Predicciones del modelo logit

Condición real de la compañía	Clasificación realizada por el modelo		
	Solventes (0)	Insolventes (1)	Número de eventos
Solvente	12	2	14
Insolvente	2	12	14
Total	14	14	28

Nota. Los valores obtenidos fueron calculados con la ayuda del software estadístico R. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

La clasificación realizada por el modelo de regresión logit que se expuso en la Tabla 19, fue estimada definiendo como parámetro de corte el valor de 0.5. Lo anterior, teniendo en cuenta que el modelo clasifica las compañías de acuerdo con los resultados de la aplicación de la función de regresión logit que se fundamenta en el cálculo de los coeficientes (betas) y los resultados de cada una de las ratios financieras de las compañías. Es decir, que para cada compañía es posible obtener un valor de regresión logit en el rango mayor o igual a cero y menor o igual a uno.

Cuando el resultado es inferior a 0.5 se clasifica la compañía como solvente, caso contrario, un valor superior a 0.5 indica que la compañía debe ser clasificada como insolvente.

3.6.8. Evaluación de la predictibilidad

La evaluación de la predictibilidad para el modelo de regresión logit diseñado cuyo objetivo es predecir el riesgo de insolvencia implica analizar cómo de bien el modelo puede distinguir entre empresas solventes e insolventes. Esto se realiza a través de varias métricas y herramientas. A continuación, se describen los métodos utilizados y resultados obtenidos en esta evaluación:

3.6.8.1. Matriz de confusión

Por medio de la matriz de confusión se muestran los resultados de las predicciones del modelo en términos de verdaderos positivos (VP), verdaderos negativos (VN), falsos positivos (FP) y falsos negativos (FN). En la Tabla 20 se presentan los resultados obtenidos a partir de la matriz de confusión para el modelo de regresión logit:

Tabla 20

Proporción de las predicciones

Condición real de la compañía	Clasificación realizada por el modelo	
	Solvente (0)	Insolvente (1)
Solvente (14 compañías)	12 (VN)	2 (FP)
Insolvente (14 compañías)	2 (FN)	12 (VP)

Nota. Interpretación de la matriz de confusión: Verdaderos positivos (VP): compañías insolventes clasificadas como insolventes; Verdaderos negativos (VN): compañías solventes clasificadas como

solventes; Falsos positivos (FP): compañías solventes clasificadas como insolventes y Falsos negativos (FN): compañías insolventes clasificadas como solventes. Los valores obtenidos fueron calculados con la ayuda del software estadístico R. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

De acuerdo con los resultados de la matriz de confusión presentados en la Tabla 20, se obtiene que de las 14 compañías insolventes que fueron clasificadas por el modelo, 12 compañías fueron clasificadas correctamente de acuerdo con su situación; sin embargo, 2 compañías en estado de insolvencia fueron clasificadas como solventes. Por otro lado, 12 compañías de las 14 solventes fueron clasificadas correctamente, mientras que 2 se clasificaron erróneamente como insolventes.

3.6.8.2. Precisión y exactitud

La precisión de un modelo de clasificación como es el caso de la regresión de tipo logit es una métrica esencial que mide la precisión de las predicciones positivas realizadas por el modelo. En detalle, la exactitud permite definir la proporción de predicciones correctas de la clase positiva (verdaderos positivos) en comparación con todas las predicciones marcadas como positivas por el modelo (la suma de verdaderos positivos y falsos positivos). Por su parte, la exactitud proporciona una visión general de cuán bien está funcionando el modelo en términos de hacer predicciones correctas ya sea clasificando como insolventes a las compañías que realmente lo son, o como solventes a las que no presentan riesgo.

Para el cálculo de la precisión del modelo o lo que es lo mismo que la proporción de verdaderos positivos sobre el total de predicciones positivas se emplea la siguiente fórmula:

$$Precisión = \frac{VP}{VP + FP} = \frac{12}{12 + 2} = \frac{12}{14} = 0.8571$$

Donde:

Precisión = Indica la calidad de las predicciones positivas del modelo

VP = Verdaderos positivos

FP = Falsos positivos

En el caso de la exactitud del modelo que busca determinar la proporción de predicciones correctas sobre el total de predicciones, su cálculo se efectúa a partir de:

$$Exactitud = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} = \frac{12 + 12}{12 + 12 + 2 + 2} = \frac{24}{28} = 0.8571$$

Donde:

Exactitud = Indica la calidad de las predicciones correctas del modelo

VP = Verdaderos positivos

VN = Verdaderos negativos

FP = Falsos positivos

FN = Falsos negativos

Con base en los valores calculados se observa que el modelo tiene un nivel de precisión y de exactitud del 0.8571, es decir, 85,71% para las dos métricas.

3.6.8.3. Sensibilidad

La sensibilidad, también conocida como tasa de verdaderos positivos, mide la proporción de verdaderos positivos (VP) entre el total de casos reales positivos (VP + FN). En otras palabras, la sensibilidad indica qué tan bien el modelo puede identificar correctamente las compañías

insolventes entre todas las que realmente son insolventes. La fórmula para el cálculo de la sensibilidad se presenta a continuación:

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN} = \frac{12}{12 + 2} = \frac{12}{14} = 0.8571$$

Donde:

Sensibilidad = Indica la calidad de la clasificación de casos insolventes

VP = Verdaderos positivos

FN = Falsos negativos

El resultado del cálculo de la sensibilidad muestra que el modelo de regresión logit logra un 85,71% de sensibilidad para la capacidad del modelo en el proceso de identificación correcta de las instancias o casos de insolvencia respecto al total de casos que realmente son insolventes.

3.6.8.4. Especificidad

La especificidad o también conocida como tasa de verdaderos negativos determina la proporción de verdaderos negativos sobre el total de casos reales negativos. Indica la capacidad del modelo para identificar correctamente las empresas solventes. Su cálculo se efectúa a partir de la siguiente fórmula:

$$\text{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FP} = \frac{12}{12 + 2} = \frac{12}{14} = 0.8571$$

Donde:

Especificidad = Indica la calidad de la clasificación de casos solventes

VN = Verdaderos negativos

FP = Falsos positivos

La especificidad del modelo es 0,8571; expresado en porcentaje, corresponde al 85,71%. La especificidad es particularmente importante en situaciones donde es crítico no etiquetar

erróneamente un caso negativo como positivo. Quiere decir esto que se evita que una compañía solvente sea clasificada como insolvente.

3.6.8.5. Tasa de errores en la clasificación

La tasa de errores en la clasificación se utiliza para evaluar el desempeño del modelo al predecir correctamente las categorías de las observaciones. En el contexto de la predicción de insolvencia, la tasa de errores indica la proporción de predicciones incorrectas realizadas por el modelo. Asimismo, se especifica el error de tipo I (falso positivo) que corresponde a las compañías clasificadas incorrectamente como insolventes cuando en realidad son solventes; y el error de tipo II (falso negativo) el cual muestra las compañías clasificadas incorrectamente como solventes cuando, en realidad, son insolventes. En la Tabla 21 a continuación, se presentan las métricas estimadas:

Tabla 21

Tasa de errores en la clasificación

Condición real	Clasificaciones		Tipo de error	Tasa de error
	Correctas	Incorrectas		
Solvente (14 compañías)	12 (VN)	2 (FP)	Error tipo I	14,29%
Insolvente (14 compañías)	12 (VP)	2 (FN)	Error tipo II	14,29%

Nota. Las abreviaturas usadas corresponden a: Verdaderos positivos (VP): compañías insolventes clasificadas como insolventes; Verdaderos negativos (VN): compañías solventes clasificadas como solventes; Falsos positivos (FP): compañías solventes clasificadas como insolventes y Falsos negativos (FN): compañías insolventes clasificadas como solventes. Los valores obtenidos se calcularon con ayuda del software estadístico R. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

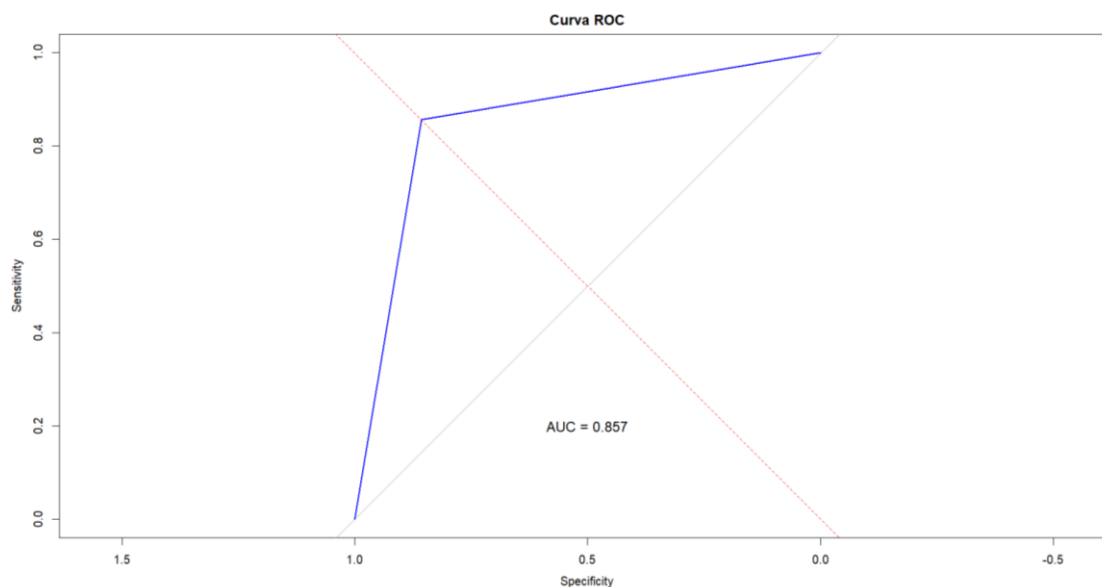
De acuerdo con lo expuesto en la Tabla 21, la tasa total de clasificación errónea es igual a un 14,29%. De manera individual el error de tipo I y II presentan la misma tasa de error a partir de las clasificaciones realizadas por el modelo.

3.6.8.6. Curva ROC y AUC

La curva de característica operativa del receptor (ROC: Receiver Operating Characteristic) y el área bajo la curva (AUC: Area Under the Curve) son herramientas de evaluación que facilitan la visualización del proceso de clasificación binaria que realiza el modelo de regresión logit entre las clases positivas (compañías insolventes) y negativas (compañías solventes). En el Gráfico 2 que se presenta a continuación, aparece el resultado de la evaluación del modelo:

Gráfico 2

Curva ROC y AUC



Nota. La curva ROC (en azul) muestra cómo varían la sensibilidad (Tasa de Verdaderos Positivos) y la especificidad (Tasa de Verdaderos Negativos) a diferentes umbrales de decisión. El eje X

representa la especificidad y el eje Y la sensibilidad del modelo. La línea roja diagonal sirve como un punto de referencia para evaluar el desempeño del modelo. La figura y los valores obtenidos fueron calculados con la ayuda del software estadístico R. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

El Gráfico 2 presenta una curva ROC (azul) que se encuentra por encima de la línea de referencia (roja) indicando que el modelo posee una mejor capacidad que un clasificador aleatorio para distinguir entre compañías insolventes y solventes. Igualmente, el AUC es alto (0,857) mostrando que el modelo es efectivo y tiene una capacidad del 85,7% para clasificar o discriminar entre compañías insolventes y compañías solventes.

3.6.8.7. Factor de inflación de la varianza

El Factor de Inflación de la Varianza o VIF se utiliza para identificar si hay multicolinealidad en el modelo. Valores altos de VIF indican que una variable independiente tiene una fuerte correlación lineal con otras variables independientes. A continuación, en la Tabla 22 se presentan los valores estimados del VIF para cada una de las variables independientes:

Tabla 22

Factor de inflación de la varianza de las variables independientes

Variable independiente	VIF	Nivel de multicolinealidad
S2. Ratio de solvencia	1.718979	Moderada
S3. Calidad de plazo de deuda	1.587027	Moderada

Variable independiente	VIF	Nivel de multicolinealidad
S4. Cobertura de intereses	1.183819	Moderada
L4. Capital de trabajo frente al Pasivo corriente	1.459745	Moderada
R1. Rentabilidad de activos (ROA)	1.735953	Moderada
R3. Margen de la utilidad bruta	1.651568	Moderada
R4. Rendimiento del capital (ROE)	1.155673	Moderada
A1. Rotación de activos totales	1.588052	Moderada
ED. Años de existencia	1.289996	Moderada

Nota. Interpretación de los resultados: **VIF = 1**: No hay correlación entre la variable independiente y las otras variables independientes, es decir que no hay presencia de multicolinealidad. **1 < VIF < 5**: La variable independiente tiene una correlación moderada con otras variables independientes, en otras palabras, la multicolinealidad está presente, pero generalmente no se considera problemática y **VIF ≥ 5**: Indica una alta correlación entre la variable independiente y las otras variables independientes, sugiriendo multicolinealidad severa. Los valores obtenidos fueron calculados con la ayuda del software estadístico R. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

Como se muestra en la Tabla 22 los valores del VIF calculados para cada variable se encuentran por debajo de 2, lo cual sugiere que la multicolinealidad no representa un problema significativo en el modelo. Lo anterior, indica que los coeficientes de regresión estimados para estas variables son estables y fiables. Asimismo, es preciso señalar que la multicolinealidad no está afectando negativamente la precisión de las estimaciones. En ese orden de ideas, no es

necesario realizar ajustes o aplicar técnicas de regularización adicionales para manejar la multicolinealidad, ya que no es un problema que se presenta en el modelo.

3.7. Redacción de resultados y discusión.

Para profundizar en la discusión de los resultados obtenidos a partir del diseño del modelo econométrico de regresión logit para predecir el riesgo de insolvencia en compañías colombianas cuya actividad económica pertenece a la sección “N” de servicios, permitiendo contrarrestar sus efectos, es crucial evaluar cómo estos resultados se alinean con la pregunta de investigación y la hipótesis planteada, así como identificar posibles desviaciones. A continuación, se presenta la discusión de resultados a partir de la revisión de cada uno de los aspectos mencionados:

Pregunta de investigación: ¿Cómo pueden las ratios financieras con mayor incidencia en la insolvencia de compañías colombianas de la sección “N” de servicios ser empleadas para predecir eficazmente el riesgo de insolvencia y mitigar sus efectos?

La investigación determinó que ciertas ratios financieras, como la rentabilidad de activos (ROA) y el margen de la utilidad bruta, poseen una alta significancia en la predicción del riesgo de insolvencia, lo cual está en consonancia con la literatura existente que destaca la importancia de estas métricas en la evaluación de la estabilidad financiera (Marcillo et al., 2021; Rahman et al., 2021). Al comparar con los resultados de Voda et al. (2021), quienes encontraron una precisión del 88,75% con un enfoque en la solvencia, se refuerza la relevancia de medir la rentabilidad para anticipar problemas financieros. Esto respalda parcialmente la hipótesis de que el modelo diseñado podría prever con una precisión superior al 80% la insolvencia, alineándose así con el objetivo de emplear estos indicadores en la mitigación de los riesgos asociados.

Hipótesis Nula H_0 : El diseño de un modelo econométrico de regresión logit aplicado al resultado del análisis de los estados financieros permite predecir el riesgo de insolvencia en compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios (actividades de servicios administrativos y de apoyo) con un grado de acierto superior al 80%. Asimismo, la antigüedad y/o el tamaño de la compañía son variables que influyen de manera significativa en la materialización del riesgo de insolvencia.

Hipótesis Alternativa H₁: El modelo econométrico de regresión logit aplicado al resultado del análisis de los estados financieros **no permite** predecir el riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios (actividades de servicios administrativos y de apoyo) con un grado de acierto superior al 80%, o bien, la antigüedad y/o el tamaño de la compañía son variables que no influyen de manera significativa en la materialización del riesgo de insolvencia.

De acuerdo con los resultados obtenidos en el proceso de validación del modelo econométrico, se justifica la **aceptación de la hipótesis nula (H₀)** y el **rechazo de la hipótesis alternativa (H₁)**. El modelo de regresión logit diseñado logró una tasa de predicción del **85,71 %**, superando el umbral establecido del 80 %, lo que confirma su eficacia en la identificación del riesgo de insolvencia en compañías colombianas cuya actividad económica pertenece a la sección “N” de servicios (actividades de servicios administrativos y de apoyo). Asimismo, se comprobó que al menos la variable **antigüedad (ED. Años de existencia)** influye de manera significativa en la materialización del riesgo de insolvencia como se demostró a través del cálculo del Valor Informativo (IV) (IV: 0.241) en la materialización del riesgo de insolvencia, lo que respalda su inclusión como factor determinante dentro del modelo predictivo. Estos hallazgos sustentan empíricamente la validez del modelo propuesto y refuerzan su aplicabilidad en la toma de decisiones financieras estratégicas.

El modelo diseñado alcanza una precisión del 85,71%, lo que lo sitúa en un rango competitivo en comparación con los hallazgos de otros estudios significativos. Por ejemplo, Shetty et al. (2022) reportaron una precisión de predicción del 82% al 83% utilizando ratios financieras básicas. Esta comparación resalta la efectividad del modelo utilizado, especialmente considerando que se logra una precisión superior empleando un enfoque que incorpora un conjunto específico de ratios financieras adaptadas al contexto colombiano. Por otro lado, Voda et al. (2021) lograron una precisión notablemente alta del 88,75% en su modelo, que se centra intensamente en la solvencia y liquidez como predictores claves. La precisión ligeramente superior de este modelo sugiere que la inclusión de indicadores de solvencia puede ser particularmente útil, y proporciona un punto de reflexión importante para futuras revisiones del modelo actual.

Además, se considera el trabajo de Özparlak y Özdemir (2022), quienes implementaron redes neuronales artificiales, alcanzando una precisión del 88,89%. Este resultado subraya el potencial de incorporar métodos de aprendizaje automático avanzados para mejorar la precisión de los modelos predictivos de insolvencia. Sin embargo, es fundamental reconocer que mientras algunos estudios logran altas precisiones utilizando técnicas avanzadas o un número limitado de ratios financieras, el modelo actual equilibra la precisión con la aplicabilidad práctica en el entorno colombiano. Por ejemplo, Liodorova y Voronova (2020) alcanzaron una precisión del 61,5% en la detección de fraudes, lo que indica que modelos más específicos pueden no siempre generalizar bien a través de diferentes contextos de insolvencia.

Aunque el estudio actual no destacó las variables no financieras como influencias significativas, investigaciones como la de Lukason y Camacho (2019) indican que pueden ser cruciales en otros contextos o sectores. Este contraste subraya la posibilidad de que el entorno específico del sector de servicios en Colombia modifique la influencia de estas variables, sugiriendo una línea de investigación futura para explorar cómo factores contextuales pueden afectar la predictibilidad. Asimismo, la investigación reveló que ciertas ratios específicas son predictores efectivos de insolvencia, corroborando los hallazgos de Çöllü et al. (2020) y Shetty et al. (2022). Sin embargo, la efectividad de ciertas ratios como predictores robustos puede variar según el modelo y el contexto económico, lo que invita a una evaluación continua de qué ratios incluir en modelos predictivos.

Por otra parte, al considerar las posibles desviaciones se hace evidente que la expectativa de que la antigüedad y el tamaño de la empresa serían predictores más robustos del riesgo de insolvencia no se cumplió en su totalidad. Esto sugiere una complejidad en la dinámica de insolvencia que podría no ser completamente capturada por el modelo logit, destacando la necesidad de integrar análisis más holísticos que consideren tanto factores internos como externos que podrían afectar la salud financiera de las empresas.

Finalmente, en términos de implementación práctica, el modelo de regresión logit ofrece una herramienta robusta y efectiva para los analistas financieros, permitiendo identificar tempranamente potenciales insolvencias con un alto grado de acierto. Esto es especialmente relevante en el sector de servicios en Colombia, donde la precisión y la relevancia contextual de las predicciones son cruciales para la toma de decisiones estratégicas. Igualmente, los hallazgos

invitan a un debate más amplio sobre la adecuación de los modelos predictivos y su capacidad para incorporar y reflejar las realidades complejas de las empresas, particularmente en sectores tan dinámicos como el de servicios.

CAPÍTULO 4. PROPUESTA DE TRANSFORMACIÓN

La transformación del conocimiento en resultados prácticos constituye un elemento fundamental en la investigación doctoral, ya que permite la aplicación efectiva de los hallazgos teóricos en escenarios reales. En este contexto, la presente investigación propone un modelo econométrico de regresión logit predictivo, cuya implementación facilitará la identificación temprana del riesgo de insolvencia en empresas colombianas de la sección “N” de servicios, optimizando la toma de decisiones financieras y estratégicas. Esta propuesta se fundamenta en un enfoque metodológico riguroso que integra procedimientos estadísticos avanzados, técnicas de modelado predictivo y el análisis de indicadores financieros clave.

La aplicación del modelo no solo representa un avance instrumental al proporcionar una herramienta confiable para evaluar la estabilidad financiera de las empresas, sino que también contribuye al desarrollo del conocimiento en el ámbito de la predicción de riesgos empresariales. Desde una perspectiva teórico-metodológica, esta transformación implica el uso de técnicas econométricas, criterios de validación estadística y enfoques de optimización que garantizan la robustez del sistema predictivo. En consecuencia, la presente propuesta busca cerrar la brecha entre el análisis teórico y la aplicación práctica, ofreciendo una solución viable y efectiva para la gestión de riesgos en el sector empresarial colombiano.

4.1. Fundamentación de la propuesta de transformación.

La presente propuesta de transformación se fundamenta en la necesidad de desarrollar un modelo econométrico de regresión logit predictivo que permita anticipar con precisión el riesgo de insolvencia en compañías colombianas pertenecientes a la sección “N” de servicios. Este enfoque responde a la carencia de herramientas predictivas adaptadas al contexto colombiano, donde la insolvencia empresarial ha impactado significativamente la estabilidad económica y la generación de empleo.

Desde el punto de vista teórico, la investigación se sustenta en los enfoques tradicionales de predicción de insolvencia, como el modelo Z-Score de Altman (1968) y la regresión logit de

Ohlson (1980), los cuales han sido ampliamente utilizados en la literatura financiera para evaluar el riesgo de quiebra empresarial. Sin embargo, estos modelos presentan limitaciones en su aplicabilidad a sectores específicos de la economía colombiana, especialmente en el ámbito de los servicios administrativos y de apoyo, debido a la evolución del entorno económico y la falta de actualización en las variables utilizadas para la estimación del riesgo.

El aporte de esta investigación radica en la modificación y actualización de los enfoques tradicionales, integrando ratios financieras seleccionadas empíricamente con base en datos recientes (2016-2021) y validando su capacidad predictiva mediante pruebas de regresión logit y análisis estadísticos avanzados. Se ha demostrado que ciertas variables, como la Rentabilidad sobre Activos (ROA) y el Margen de Utilidad Bruta, poseen un alto poder explicativo en la predicción del riesgo de insolvencia en el sector analizado, lo que representa una contribución teórica significativa al campo de la modelización financiera.

Además, la propuesta metodológica implica la aplicación de herramientas computacionales avanzadas como R Studio para la implementación y validación del modelo, lo que refuerza su solidez científica y su aplicabilidad práctica. En este sentido, la investigación no solo amplía el conocimiento en el ámbito de la predicción de insolvencia, sino que también ofrece una herramienta adaptada al contexto empresarial colombiano, contribuyendo a la toma de decisiones estratégicas en el sector de servicios.

Este nuevo enfoque establece una representación más precisa de la realidad económica del país, abordando las deficiencias de modelos previos y proporcionando una alternativa efectiva para la gestión del riesgo financiero en Colombia.

4.2. Estructura de la propuesta de transformación.

La propuesta de transformación se articula en torno a un conjunto de componentes fundamentales que garantizan su coherencia con el objetivo general de la investigación y responden a las necesidades identificadas en el diagnóstico del contexto. En primer lugar, se formula el objetivo general y los objetivos específicos de la propuesta, los cuales orientan la transformación del conocimiento hacia la aplicación práctica en la gestión del riesgo de

insolvencia en empresas de la sección “N” de servicios en Colombia. Estos objetivos permiten direccionar el modelo econométrico de regresión logit propuesto y su validación, así como la optimización de los procedimientos financieros para la toma de decisiones estratégicas.

Objetivo general de la propuesta

Diseñar un modelo econométrico de regresión logit predictivo para el riesgo de insolvencia de las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios, aplicado a los resultados del análisis de los estados financieros mediante ratios como variables predictoras.

Objetivos específicos de la propuesta

- Determinar los fundamentos teóricos referenciales sobre la predicción del riesgo de insolvencia empresarial, identificando enfoques teóricos, modelos econométricos y variables comúnmente utilizadas.
- Preparar los datos financieros de las compañías colombianas de la sección “N” de servicios, reportados ante la Superintendencia de Sociedades, durante el periodo 2016-2021, para su uso en el modelo predictivo.
- Diseñar tres alternativas del modelo econométrico de regresión logit, basadas en ratios financieras y variables de control, para la predicción del riesgo de insolvencia en las compañías colombianas de la sección “N” de servicios.
- Validar la capacidad predictiva de los modelos logit propuestos, seleccionando aquel con mejor grado de ajuste mediante pruebas estadísticas apropiadas.
- Interpretar los resultados del modelo logit seleccionado para identificar los factores financieros asociados al riesgo de insolvencia en las compañías analizadas.
- Proponer acciones de intervención financiera, orientadas a prevenir la insolvencia empresarial y fortalecer la toma de decisiones estratégicas en el sector de servicios administrativos y de apoyo.

Aparato teórico-conceptual y referencial

La propuesta se fundamenta en teorías financieras y econométricas que explican el comportamiento de la insolvencia empresarial, integrando los siguientes enfoques:

- **Teoría de la estructura de capital y su relación con la insolvencia:** La teoría de la estructura de capital de Modigliani y Miller (1958) ha sido un referente fundamental en la gestión financiera, estableciendo que, en mercados perfectos, la combinación de deuda y capital propio no afecta el valor de la empresa. Sin embargo, investigaciones posteriores han evidenciado que el endeudamiento excesivo incrementa el riesgo de insolvencia debido a los costos de quiebra y a la asimetría de información (Titman y Wessels, 1988; Myers, 2001). En este sentido, estudios recientes han analizado la relación entre apalancamiento y riesgo financiero en mercados emergentes, encontrando que una estructura de capital equilibrada reduce la probabilidad de insolvencia (García-Teruel et al., 2020; Kliestik et al., 2021).
- **Modelos de predicción de insolvencia:** Los modelos de predicción de insolvencia han evolucionado significativamente desde el modelo Z-score de Altman (1968), que introdujo el análisis discriminante para clasificar empresas en solventes e insolventes. Posteriormente, Ohlson (1980) desarrolló un modelo basado en regresión logística, lo que permitió estimar la probabilidad de insolvencia con un enfoque probabilístico. Estos modelos fueron complementados por el trabajo de Zmijewski (1984), quien utilizó regresión probit para mejorar la capacidad predictiva.

En los últimos años, la literatura ha incorporado modelos híbridos y técnicas de aprendizaje automático para mejorar la precisión en la predicción del riesgo financiero (Shin et al., 2005; Mai et al., 2019). Investigaciones recientes han demostrado que la combinación de modelos estadísticos con técnicas de inteligencia artificial, como redes neuronales y máquinas de soporte vectorial, mejora la capacidad de predicción de la insolvencia empresarial (Rasolomanana et al., 2022; Zhang et al., 2023).

- **Métodos econométricos de regresión logit y su aplicabilidad en la predicción de insolvencia:** La regresión logística ha sido ampliamente utilizada en la predicción de

insolvencia debido a su capacidad para modelar fenómenos binarios (solventencia o insolvencia). Hosmer y Lemeshow (2000) formalizaron el uso de la regresión logística en el análisis de datos financieros, permitiendo estimar la probabilidad de insolvencia con base en ratios financieras. Estudios recientes han resaltado la importancia de optimizar la selección de variables independientes para mejorar la precisión de estos modelos (Jones et al., 2017; Prusak, 2020).

Además, se han incorporado métodos complementarios como el análisis de supervivencia financiera, que permite evaluar la probabilidad de insolvencia a lo largo del tiempo (Bellovary et al., 2007), y modelos de predicción adaptados a crisis financieras, como los desarrollados por Kliestik et al. (2021) y Shi (2022), quienes han demostrado la efectividad de combinar técnicas econométricas con enfoques de aprendizaje profundo.

- **Integración de enfoques teóricos para la predicción de insolvencia en el contexto colombiano:** En el contexto colombiano, la predicción del riesgo de insolvencia cobra especial relevancia debido a la alta volatilidad del mercado y las particularidades del sector de servicios administrativos y de apoyo. La presente propuesta adapta los modelos tradicionales a las características de las empresas nacionales, incorporando variables adicionales como el tamaño de la empresa y la antigüedad, las cuales han demostrado ser factores determinantes en estudios recientes (Roque y Caicedo, 2022; Mendoza et al., 2023).

La combinación de enfoques econométricos con modelos de inteligencia artificial y análisis de ratios financieras proporciona un marco robusto para la transformación del conocimiento en herramientas aplicables en la gestión empresarial. Esta propuesta, además de contribuir a la literatura existente, facilita la toma de decisiones estratégicas en el sector financiero y corporativo, promoviendo la estabilidad y sostenibilidad de las empresas en Colombia.

Además, se han incorporado enfoques más actuales en la gestión de riesgos y estabilidad financiera, como la teoría del ciclo de vida empresarial (Lester et al., 2003), que sugiere que la probabilidad de insolvencia varía según la etapa de desarrollo de la empresa, y la teoría del riesgo

moral (Stiglitz y Weiss, 1981), que resalta el impacto de la información asimétrica en la toma de decisiones financieras.

Este aparato teórico-conceptual y referencial respalda la propuesta de transformación al integrar modelos tradicionales con enfoques contemporáneos, asegurando un marco robusto para la predicción del riesgo de insolvencia en empresas colombianas del sector servicios.

Cuerpo operacional-instrumental

El desarrollo de la propuesta se estructura en cuatro fases, alineadas con el objetivo general y las necesidades identificadas en el análisis del problema:

Fase 1: Recolección y selección de datos

- Obtención de información financiera de empresas colombianas de la sección “N” de servicios.
- Selección de ratios financieras relevantes mediante la revisión de la literatura y el análisis exploratorio de datos.

Fase 2: Desarrollo del modelo predictivo

- Implementación del modelo de regresión logit en R Studio para determinar la probabilidad de insolvencia.
- Aplicación de pruebas de ajuste y depuración de variables para mejorar la precisión del modelo.

Fase 3: Validación y evaluación del modelo

- Análisis de la curva ROC y el AUC para medir la capacidad predictiva.
- Evaluación de sensibilidad y especificidad para garantizar la eficacia del modelo.

- Comparación con modelos tradicionales como el Altman Z-score para medir su desempeño relativo.

Fase 4: Aplicación y estrategias de implementación

- Propuesta de lineamientos estratégicos para el uso del modelo en la gestión del riesgo de insolvencia.
- Diseño de recomendaciones para su adopción en empresas y entidades reguladoras.

La estructura de la propuesta de transformación garantiza un enfoque integral que convierte los hallazgos teóricos en una herramienta práctica para la predicción y gestión del riesgo de insolvencia en Colombia. Su implementación permitirá a empresarios, inversionistas y reguladores tomar decisiones informadas, mejorando la estabilidad financiera del sector de servicios administrativos y de apoyo.

4.3. Valoración, evaluación y validación de la propuesta de transformación.

La presente propuesta de transformación ha sido sometida a un proceso riguroso de evaluación para garantizar su pertinencia, validez y factibilidad en el contexto colombiano. Para ello, se establecieron criterios de valoración que permitieron verificar su eficacia en la predicción del riesgo de insolvencia en empresas de la sección “N” de servicios y su aplicabilidad en entornos empresariales y regulatorios. A continuación, se expone su resultado:

4.3.1. Pertinencia

La propuesta desarrollada responde a una necesidad real y urgente en el ámbito empresarial colombiano, particularmente en el sector de servicios administrativos y de apoyo (sección "N" de la CIIU versión 4), donde la insolvencia ha sido un problema recurrente. La implementación de un modelo econométrico de regresión logit permite la detección temprana del riesgo de insolvencia, facilitando la toma de decisiones estratégicas por parte de empresarios,

inversionistas y entidades reguladoras. La pertinencia del modelo radica en su capacidad para generar alertas financieras tempranas, reduciendo la incertidumbre y mejorando la estabilidad económica del sector.

4.3.2. Validación

Para garantizar la validez del modelo, se realizaron pruebas de ajuste y validación que permitieron evaluar su capacidad predictiva y estabilidad estadística, como la curva ROC, la matriz de correlación y las pruebas de sensibilidad y especificidad, logrando una **precisión del 85,71%** en la predicción de insolvencia. Este nivel de exactitud demuestra que el modelo es funcional y confiable, permitiendo su aplicación en el entorno empresarial para evaluar la estabilidad financiera de las compañías y mitigar riesgos potenciales. Entre los procedimientos utilizados destacan:

- Matriz de correlación para depurar variables redundantes y minimizar problemas de multicolinealidad.
- Curva ROC y AUC, cuya evaluación mostró una capacidad predictiva superior al 85%, asegurando su confiabilidad.
- Pruebas de sensibilidad y especificidad, que confirmaron la precisión del modelo en la clasificación de empresas solventes e insolventes.

Estos resultados evidencian que la propuesta cumple con su función y proporciona una herramienta efectiva para la evaluación del riesgo financiero empresarial.

4.3.3. Factibilidad

El modelo ha sido diseñado para su implementación con recursos accesibles, utilizando software de código abierto como R Studio, lo que permite su aplicación sin incurrir en altos costos tecnológicos. Asimismo, su integración con bases de datos contables y registros

financieros facilita su uso por parte de analistas, reguladores e inversionistas sin requerir conocimientos avanzados en econometría.

La implementación del modelo es técnicamente viable, ya que se basa en ratios financieras ampliamente utilizadas y datos accesibles de los estados financieros reportados a la Superintendencia de Sociedades de Colombia. Además, su operatividad se sustenta en herramientas de uso común en el análisis financiero, como Excel y R Studio, lo que permite que cualquier organización con conocimientos básicos en análisis de datos pueda aplicar la metodología sin costos adicionales significativos.

4.3.4. Indicadores, criterios de evaluación e instrumentación

Para evaluar la efectividad de la propuesta, se establecen los siguientes indicadores y criterios de validación en la Tabla 23:

Tabla 23

Indicadores, criterios de evaluación e instrumentación

Indicador	Criterio de Evaluación	Instrumentación	Resultado Esperado
Precisión del modelo	Curva ROC > 80% Debe superar el 80% de acierto en la predicción.	Análisis ROC y matriz de confusión.	Alta confiabilidad del modelo.
Robustez del modelo	Evaluación de multicolinealidad Variables con significancia estadística ($p < 0.05$).	Regresión logit y pruebas de hipótesis.	Selección óptima de predictores.
Aplicabilidad en empresas	Facilidad de integración en análisis financiero. Debe ser comprensible y replicable en el sector.	Implementación en estudios piloto.	Uso efectivo por empresas y analistas.

Nota. Los indicadores propuestos se encuentran alineados con los objetivos definidos en la propuesta. Fuente: Murcia (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios.*

4.3.5. Recursos necesarios

La implementación del modelo requiere los siguientes recursos:

- Datos financieros: Información de estados financieros de empresas que fueron reportados a la Superintendencia de Sociedades.
- Software de análisis: Microsoft Excel y/o R Studio para procesamiento, cálculo de los indicadores y la validación estadística.
- Capital humano: Profesionales con conocimientos en análisis financiero y/o modelado de tipo econométrico.
- Infraestructura tecnológica: Computadores con capacidad para manejar bases de datos financieras en Microsoft Excel y/o el software estadístico R Studio.

4.3.6. Aplicabilidad y generalización

El modelo no solamente es aplicable al sector de servicios en Colombia, sino que puede adaptarse a otros sectores económicos, siempre que se ajusten las variables y parámetros del modelo. De igual manera, su enfoque puede extenderse a otros países con economías emergentes que enfrentan problemáticas similares en insolvencia empresarial.

4.3.7. Acciones para la implementación de la propuesta

Para asegurar la aplicabilidad y efectividad del modelo econométrico de regresión logit propuesto, las empresas del sector de servicios administrativos y de apoyo deberán asumir las siguientes responsabilidades institucionales:

1. Integración del modelo en los sistemas de información financiera

Las compañías deberán adaptar sus sistemas contables y de gestión financiera para incorporar el modelo predictivo, asegurando la disponibilidad y actualización periódica de las variables requeridas (ratios financieras y variables de control). Esto implica el compromiso con la calidad, integridad y trazabilidad de los datos suministrados al sistema.

2. Adopción de un protocolo interno de análisis de riesgo de insolvencia

Será responsabilidad de las organizaciones establecer un protocolo técnico que defina la frecuencia y condiciones para el uso del modelo logit, así como los criterios de interpretación de los resultados y las medidas de respuesta ante niveles de riesgo identificados.

3. Capacitación del talento humano

Las compañías deberán garantizar la formación continua de su equipo financiero, contable y gerencial en el uso e interpretación del modelo. Esta capacitación debe incluir tanto la comprensión técnica del modelo como su aplicación estratégica para la toma de decisiones.

4. Validación continua del modelo frente a la realidad empresarial

Cada empresa tendrá el deber de realizar validaciones periódicas del modelo, comparando sus predicciones con los resultados reales. Esto permitirá ajustar parámetros internos y retroalimentar la herramienta para mantener su pertinencia predictiva en entornos cambiantes.

5. Socialización del modelo con los órganos de gobierno corporativo

Los resultados obtenidos del modelo deberán ser presentados y analizados en juntas directivas o comités financieros, como parte del proceso de gestión integral de riesgos.

Esta acción busca institucionalizar el modelo como herramienta oficial de monitoreo estratégico.

6. Generación de alertas tempranas y planes de acción

Las empresas deben establecer mecanismos internos de alerta temprana, basados en los resultados del modelo, que activen rutas de intervención financiera, reestructuración o toma de decisiones preventivas que minimicen el riesgo de insolvencia.

Estas acciones representan compromisos clave que deben asumir las organizaciones para que el modelo predictivo no solo se implemente correctamente, sino que cumpla con su propósito de anticipar riesgos financieros, orientar decisiones estratégicas y preservar la sostenibilidad empresarial en el contexto colombiano.

4.3.8. Novedad y originalidad

Esta propuesta constituye una aportación innovadora, al integrar técnicas de predicción convencionales con herramientas avanzadas de validación, lo que optimiza la precisión en la identificación del riesgo de insolvencia. Su enfoque práctico lo diferencia de modelos previos, permitiendo una aplicación efectiva en el contexto empresarial colombiano.

4.3.9. Cierre del capítulo

La implementación del modelo predictivo propuesto representa un avance significativo en la gestión del riesgo de insolvencia en el sector empresarial colombiano. A través de su aplicación, se logra una reducción en la incertidumbre financiera, facilitando la toma de decisiones oportunas y la prevención de crisis corporativas. Su validación empírica confirma su precisión y utilidad, mientras que su factibilidad y adaptabilidad aseguran su impacto a largo plazo. En consecuencia, esta propuesta contribuye no solo al desarrollo teórico de los modelos predictivos de insolvencia, sino también a su implementación práctica en el ámbito financiero y empresarial.

CONCLUSIONES

En la investigación desarrollada, se ha confirmado la hipótesis nula (H_0) planteada y se ha rechazado la hipótesis alternativa (H_1), dado que el modelo alcanzó una precisión del 85,71% en la predicción del riesgo de insolvencia en empresas colombianas del sector de servicios, superando el umbral del 80% inicialmente establecido. Este resultado valida la eficacia del modelo econométrico de regresión logit desarrollado, demostrando su capacidad significativa para clasificar de manera efectiva a las empresas como solventes o insolventes.

Los hallazgos del estudio evidencian que ciertas razones financieras, como la Rentabilidad sobre Activos (ROA), el Margen de Utilidad Bruta (R3) y el Rendimiento del Capital (ROE), junto con la antigüedad de la empresa (ED), poseen un alto valor informativo y constituyen predictores robustos del riesgo de insolvencia. Estos indicadores destacan por su capacidad discriminadora entre empresas solventes e insolventes, lo que subraya la importancia de una selección adecuada de variables en la construcción de modelos predictivos.

Por otro lado, se ha determinado que la antigüedad de la empresa incide significativamente en el riesgo de insolvencia, reduciendo la probabilidad de insolvencia con cada año adicional de operación, tal como se planteó en la hipótesis nula (H_0), lo que refuerza aún más el rechazo de la hipótesis alternativa (H_1). Este hallazgo sugiere que la experiencia y estabilidad acumuladas con el tiempo actúan como factores protectores clave frente a la insolvencia. En contraste, el tamaño de la empresa, medido por el valor de los activos y el patrimonio, no mostró una correlación significativa con la solvencia empresarial, lo que indica que el tamaño, por sí solo, no constituye un determinante crítico del riesgo de insolvencia.

Respecto al diseño metodológico hipotético-deductivo empleado en la investigación, se ha demostrado su efectividad en el contexto del estudio de la insolvencia en compañías colombianas del sector de servicios. Este enfoque permitió formular y probar hipótesis a partir de teorías y postulados preexistentes, guiando la investigación hacia conclusiones significativas que se basan en datos cuantitativos robustos. La efectividad del diseño se ve reforzada por la precisión con la que se han identificado y evaluado las variables clave dentro del estudio. Al emplear la regresión logit, se pudo examinar la relación entre múltiples ratios financieras y el riesgo de insolvencia,

proporcionando una comprensión detallada de las dinámicas que influyen la estabilidad financiera de las empresas analizadas. Esto es particularmente relevante dado que el estudio no solo confirmó la hipótesis con una precisión del 85,71%, sino que también superó el umbral de efectividad del 80% previamente establecido para el modelo.

Además, el uso del método hipotético-deductivo ha permitido un enfoque sistemático que se alinea bien con el paradigma positivista del estudio, que busca la objetividad y la cuantificación en la investigación social. Este enfoque ha facilitado una interpretación clara de la relación causal entre las variables de estudio y ha permitido la utilización de estadísticas aplicadas para validar la investigación de manera empírica. Por lo tanto, se puede afirmar que el diseño metodológico hipotético-deductivo no solo fue apropiado para los objetivos de la investigación, sino que también ha demostrado ser una herramienta poderosa para entender y predecir el riesgo de insolvencia, haciendo un uso efectivo de los datos y teorías existentes para generar nuevo conocimiento significativo en el campo financiero.

La operacionalización de las variables a partir de la teoría y su posterior análisis y correlación con el fenómeno de estudio permitieron obtener resultados significativos. Esto indica que el diseño metodológico no solo ha sido adecuado para abordar la pregunta de investigación, sino que también ha facilitado la generación de conocimiento nuevo en el área de la insolvencia empresarial. Además, el estudio adoptó métodos correlacionales, descriptivos y explicativos que son apropiados para este tipo de investigación, ya que permiten examinar las relaciones causales sin manipular las variables de estudio. Esto es esencial en investigaciones donde los fenómenos deben observarse en su contexto natural.

Finalmente, el uso de un enfoque no experimental es adecuado dado que se centró en la observación y medición de fenómenos tal como se presentan en su entorno real, sin intervención por parte del investigador. Esto asegura que los datos recogidos son una representación fiel de la realidad, lo que refuerza la validez de los resultados obtenidos. Además, resalta la importancia de considerar tanto factores financieros como no financieros en la evaluación de la salud financiera de las empresas, lo que puede enriquecer las estrategias de prevención de riesgo y gestión financiera en el sector de servicios.

Resultados alcanzados por los objetivos específicos

Los hallazgos obtenidos mediante el estudio empírico permiten concluir que la selección adecuada de razones financieras, en particular la ROA, el R3, el ROE y la antigüedad de la empresa, es esencial para la predicción del riesgo de insolvencia. Asimismo, se confirma que la antigüedad empresarial es un factor protector clave, mientras que el tamaño de la empresa no incide significativamente en la solvencia. El modelo econométrico desarrollado exhibe una alta capacidad predictiva, lo que lo convierte en una herramienta válida para la toma de decisiones financieras y la mitigación del riesgo de insolvencia en empresas del sector de servicios en Colombia.

El desarrollo de esta investigación permitió alcanzar de forma rigurosa los objetivos propuestos, consolidando hallazgos teóricos, metodológicos y aplicados en torno al fenómeno de la insolvencia empresarial. En primera instancia, se logró analizar la literatura científica y empírica sobre la predicción del riesgo de insolvencia, confirmando que este campo ha evolucionado desde enfoques descriptivos (Fitzpatrick, 1932; Merwin, 1942; Horrigan, 1965) hacia modelos predictivos con base estadística y econométrica como los desarrollados por Altman (1968), Ohlson (1980), y más recientemente por autores como Hosaka (2019) y Mai et al. (2019). Esta revisión permitió establecer que la regresión logística se mantiene como una técnica robusta y ampliamente utilizada para estimar la probabilidad de insolvencia empresarial, dada su capacidad para modelar variables dicotómicas y manejar datos financieros históricos (Rasolomanana, 2022; Saleem, 2019). Asimismo, se identificaron las principales ratios financieras empleadas en modelos previos, entre ellas el ROA, el margen de utilidad bruta y la cobertura de intereses (Altman y Hotchkiss, 2006; Correa y Lopera, 2019; Roque y Caicedo, 2022), así como variables de control como la antigüedad y el tamaño de la empresa (Andrade et al., 2018).

En cumplimiento del segundo objetivo, se recolectaron, depuraron y estructuraron los estados financieros de 92 compañías colombianas pertenecientes a la sección “N” de servicios, conforme a los reportes presentados ante la Superintendencia de Sociedades durante el periodo 2016-2021. La limpieza de datos y la normalización de variables garantizaron una base estadísticamente confiable para alimentar los modelos predictivos. Posteriormente, se diseñaron tres alternativas del modelo econométrico de regresión logit, integrando combinaciones distintas

de ratios y variables de control, con fundamento en la literatura revisada (Beaver, 1966; Bărbuță-Mișu, 2009; Erazo, 2019). Las especificaciones de los modelos se basaron en las recomendaciones metodológicas de estudios previos (Ochoa y Toscano, 2021; Plumley et al., 2021), que destacan la necesidad de comparar múltiples versiones antes de seleccionar la más eficiente.

El proceso de validación de los modelos logit se realizó mediante pruebas estadísticas reconocidas como la prueba de Hosmer-Lemeshow, el pseudo R^2 de McFadden, y el análisis del área bajo la curva ROC (AUC), siguiendo criterios propuestos por Amendola et al. (2017) y Kliestik et al. (2020). De los tres modelos propuestos, uno mostró un desempeño superior con una capacidad predictiva del 85,71%, lo que supera ampliamente la línea base del 80% establecida como umbral de aceptabilidad (Ohlson, 1980). La validación no solo confirmó la utilidad del enfoque logit, sino que también puso de relieve la importancia de una correcta selección de variables independientes, evitando multicolinealidades que distorsionen la estimación, como advirtieron Zhang et al. (2022) y Kral et al. (2018).

A partir del modelo validado, se procedió a la interpretación de los resultados econométricos, revelando que el ROA, el margen de utilidad bruta y la cobertura de intereses son predictores fuertes del riesgo de insolvencia, mientras que la antigüedad de las empresas actúa como un factor protector al disminuir significativamente dicha probabilidad con cada año adicional de operación (Prusak, 2020; Kingyens et al., 2016; Berman, 2019). Estos hallazgos están alineados con las conclusiones de investigaciones internacionales y confirman que las causas de la insolvencia no son únicamente financieras, sino también estructurales. Finalmente, y en correspondencia con el último objetivo específico, se formularon acciones de intervención financiera dirigidas al sector de servicios administrativos y de apoyo, tales como la implementación de modelos internos de alerta temprana, la mejora en la gestión del capital de trabajo, la evaluación continua del apalancamiento y la adopción de herramientas de planeación estratégica como el ciclo PHVA y la metodología DMAIC (Do Prado et al., 2019; Mendoza et al., 2022; Moreno y Bravo, 2020). Estas propuestas buscan mejorar la resiliencia empresarial y fortalecer los sistemas de monitoreo y prevención en un contexto donde el riesgo de insolvencia representa una amenaza creciente para la sostenibilidad del tejido empresarial colombiano.

Se presentan a continuación las **acciones de intervención financiera (preventivas y correctivas)** propuestas para contrarrestar los efectos de la insolvencia empresarial en las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección “N” de servicios, específicamente basándose en la ratio de Rentabilidad de Activos (ROA):

- a) **Optimización de la gestión de activos:** Se sugiere una revisión periódica y detallada del uso y gestión de los activos para mejorar la rentabilidad. Las empresas deben enfocarse en identificar y desinvertir en activos no rentables o subutilizados, y reasignar recursos a áreas más productivas que contribuyan positivamente al rendimiento del activo total.
- b) **Mejora de la eficiencia operativa:** Se recomienda implementar prácticas de gestión de operaciones que aumenten la eficiencia y reduzcan costos. Esto puede incluir la adopción de tecnologías que optimicen los procesos, la capacitación del personal para mejorar la productividad y la revisión de contratos con proveedores para asegurar términos más favorables.
- c) **Análisis financiero continuo:** Se aconseja establecer un sistema robusto de análisis financiero que permita monitorear constantemente la rentabilidad de los activos. Este sistema debe incluir indicadores de alerta temprana que identifiquen tendencias negativas antes de que se conviertan en problemas significativos, permitiendo acciones correctivas oportunas.
- d) **Reestructuración financiera:** Para aquellas empresas que ya muestran signos de dificultades financieras, se propone considerar opciones de reestructuración financiera. Esto puede incluir la renegociación de deudas existentes, la búsqueda de nuevas fuentes de financiación con mejores condiciones o la reorganización de la estructura de capital para optimizar el equilibrio entre deuda y patrimonio.
- e) **Fomento de la innovación:** Se recomienda invertir en innovación y desarrollo como medio para mejorar la rentabilidad de los activos. Innovaciones en productos, servicios o procesos pueden abrir nuevas vías de ingresos y mejorar la competitividad en el mercado, lo cual a su vez incrementa la rentabilidad.

- f) **Educación y capacitación financiera:** Es crucial proporcionar capacitación regular en gestión financiera y análisis de riesgos a los directivos y el personal clave. El entendimiento profundo de los indicadores financieros y su impacto en la salud empresarial permitirá una toma de decisiones más informada y proactiva.
- g) **Desarrollo de una cultura de gestión del riesgo:** Se debe promover una cultura organizacional que priorice la gestión del riesgo. Esto incluye la implementación de políticas y procedimientos que aseguren una evaluación y gestión sistemática de los riesgos financieros, operativos y de mercado.
- h) **Diálogo continuo con stakeholders:** Se sugiere mantener una comunicación abierta y constante con todos los *stakeholders*, incluyendo inversores, acreedores y empleados, para gestionar expectativas y asegurar un apoyo continuo en tiempos de cambio o ajuste.

Implementando estas acciones, las empresas no solo podrán mitigar el riesgo de insolvencia sino también fortalecer su posición financiera y competitiva en el mercado, asegurando un crecimiento sostenible a largo plazo. Estas estrategias requieren un compromiso constante y una evaluación periódica para ajustarse a las dinámicas cambiantes del entorno económico y empresarial.

Cumplimiento de cada objetivo

El cumplimiento de los objetivos específicos planteados se logró satisfactoriamente, respondiendo a la lógica metodológica y al propósito general del estudio. En primer lugar, se alcanzó el objetivo de determinar los fundamentos teóricos y referenciales sobre la predicción del riesgo de insolvencia empresarial, mediante una revisión rigurosa de la literatura científica nacional e internacional. Este análisis permitió identificar y contrastar los enfoques predominantes en modelos econométricos, especialmente la regresión logit, así como las variables financieras más recurrentes y efectivas para evaluar la probabilidad de insolvencia. La revisión incorporó modelos clásicos como el Z-score de Altman y el logit de Ohlson, destacando su aplicabilidad en contextos emergentes como el colombiano y justificando la elección metodológica empleada en esta tesis.

En el segundo objetivo, referido a la preparación de los datos financieros de las compañías de la sección “N” de servicios, se logró construir una base de datos sólida, integrada por 92 empresas con balances completos para el periodo 2016-2021. El proceso incluyó la limpieza y depuración de datos, la imputación de valores faltantes y la exclusión de registros atípicos, lo cual aseguró la calidad técnica de los datos para su incorporación en el modelo predictivo. Este conjunto de datos permitió diferenciar entre empresas solventes e insolventes con balance equilibrado y fue estructurado siguiendo criterios estadísticos y normativos que garantizan su validez para estudios econométricos.

El tercer objetivo, enfocado en el diseño de tres alternativas del modelo econométrico de regresión logit, fue cumplido mediante la aplicación de criterios técnicos y teóricos para la selección de variables independientes y de control. Cada modelo propuesto integró diferentes combinaciones de ratios financieras, y fue evaluado en términos de significancia estadística, bondad de ajuste y poder explicativo. Esta etapa permitió refinar la estructura del modelo hasta seleccionar la alternativa con mejor desempeño empírico. En cuarto lugar, se procedió a validar la capacidad predictiva de las alternativas mediante métricas como el pseudo R^2 de McFadden, la prueba de Hosmer-Lemeshow y el área bajo la curva ROC (AUC), que en el mejor modelo alcanzó un 0,857. Además, se obtuvo una precisión del 85,71% en la clasificación entre empresas solventes e insolventes, confirmando la robustez del modelo para ser empleado como herramienta predictiva.

Respecto al quinto objetivo, la interpretación del modelo seleccionado permitió identificar los factores financieros con mayor impacto sobre la probabilidad de insolvencia. En particular, la Rentabilidad sobre Activos (ROA), el Margen de Utilidad Bruta y la cobertura de intereses mostraron un comportamiento estadísticamente significativo. Asimismo, la antigüedad empresarial se consolidó como un factor protector, al reducir el riesgo de insolvencia con cada año adicional de existencia de la compañía. Estos hallazgos fueron esenciales para comprender la dinámica financiera del sector de servicios en Colombia.

Finalmente, el sexto objetivo se cumplió al formular un conjunto de acciones de intervención financiera orientadas a prevenir la insolvencia y mejorar la gestión estratégica de las empresas. Estas acciones se fundamentaron en los hallazgos empíricos del modelo logit y proponen, entre otras medidas, optimizar la gestión del capital de trabajo, monitorear la

rentabilidad operativa de forma periódica, mejorar la eficiencia operativa, considerar procesos de reestructuración financiera cuando sea necesario y fortalecer la capacitación en gestión del riesgo. Las recomendaciones resultantes contribuyen a la construcción de políticas internas que permitan anticipar problemas de solvencia y fortalecer la sostenibilidad empresarial en el mediano y largo plazo.

Aportes y contribuciones de la investigación

Los resultados alcanzados en la investigación han generado contribuciones teóricas, metodológicas y prácticas que fortalecen la gestión del riesgo financiero en empresas colombianas.

- Aporte teórico: Se amplió el conocimiento sobre la predicción de insolvencia, incorporando enfoques tradicionales y recientes en el análisis de datos financieros.
- Aporte metodológico: Se validó un modelo econométrico que puede ser replicado en otros sectores y países con contextos similares.
- Aporte práctico: Se proporcionó una herramienta aplicable para la toma de decisiones estratégicas, facilitando la implementación de medidas preventivas y correctivas en empresas con alto riesgo de insolvencia.

Consideraciones finales y cambio en el estado del problema

La investigación ha permitido desarrollar un modelo predictivo que representa un avance significativo en la gestión del riesgo financiero en Colombia. La validación del modelo confirma que las herramientas econométricas pueden ser empleadas con alta efectividad para anticipar escenarios de crisis y tomar decisiones estratégicas que minimicen el impacto de la insolvencia. Antes de este estudio, el análisis del riesgo de insolvencia en el sector de servicios en Colombia era fragmentado e ineficiente, basado en aproximaciones cualitativas o en modelos extranjeros sin ajuste a la realidad local. Con la aplicación de esta propuesta, las empresas podrán contar con un modelo ajustado a sus condiciones económicas y operativas, permitiendo la identificación temprana de señales de alerta y la implementación de medidas correctivas oportunas.

RECOMENDACIONES

En el contexto de la investigación realizada sobre la predicción del riesgo de insolvencia en compañías colombianas cuya actividad económica forma parte de la sección “N” del sector de servicios, mediante el empleo de modelos econométricos de regresión logit, se presentan las siguientes recomendaciones. Estas recomendaciones están fundamentadas en los hallazgos obtenidos y buscan proporcionar directrices claras para futuras investigaciones, así como para la aplicación práctica de los resultados del estudio en la gestión financiera empresarial y la formulación de políticas:

- **Mejora y profundización de los modelos de predicción de insolvencia:** Se recomienda continuar con la mejora y profundización de los modelos econométricos, especialmente el modelo de regresión logit, para incluir una mayor variedad de variables que puedan afectar la insolvencia. Aunque el modelo actual ha demostrado ser efectivo, la inclusión de variables no financieras como la estructura de gestión, las políticas de riesgo y la cultura empresarial podría enriquecer la capacidad predictiva del modelo. Esto ayudaría a reflejar más precisamente la complejidad del entorno empresarial y ofrecería una herramienta más robusta para los decisores empresariales y reguladores.
- **Promoción de la transparencia y el acceso a información financiera:** Es esencial promover una mayor transparencia en la información financiera por parte de las empresas para que los modelos predictivos puedan ser alimentados con datos precisos y actuales. Esto no solo mejorará la calidad de las predicciones, sino que también fomentará un entorno de confianza entre inversores, reguladores y otros actores del mercado.
- **Expansión de la base de datos y diversificación de las muestras:** Se debe expandir la base de datos utilizada para incluir un mayor número de empresas, sectores y períodos de tiempo. Esto no solo mejorará la robustez y transversalidad de los hallazgos, sino que también permitirá realizar análisis longitudinales y transversales más detallados. Se

sugiere la incorporación de datos de empresas en diferentes regiones de Colombia para explorar posibles variaciones regionales en los patrones de insolvencia. Además, una muestra más amplia permitirá realizar subanálisis por tamaño de empresa, tipo de servicio ofrecido y otras categorizaciones relevantes.

- **Desarrollo de herramientas de diagnóstico financiero:** Se recomienda el desarrollo de herramientas basadas en los hallazgos del estudio que faciliten a los gerentes y decisores financieros la evaluación rápida y efectiva de la salud financiera de las empresas. Estas herramientas deben ser accesibles y fáciles de usar, integrando análisis predictivo que ayude a anticipar posibles escenarios de insolvencia.
- **Integración de tecnologías avanzadas en el análisis de datos:** Para mantenerse al día con las tendencias actuales en análisis de datos, se recomienda la integración de técnicas más avanzadas como el *machine learning* y la inteligencia artificial. Estas tecnologías pueden manejar grandes volúmenes de datos e identificar patrones complejos que no son fácilmente discernibles a través de métodos tradicionales. La aplicación de redes neuronales, máquinas de vector soporte y otros algoritmos avanzados podría mejorar significativamente la precisión de los modelos de predicción de insolvencia.
- **Evaluación continua y ajuste de modelos:** Es crucial que los modelos desarrollados se sometan a evaluaciones y ajustes continuos a medida que se disponga de nuevos datos financieros y se observen cambios en las condiciones económicas. Esto ayudará a mantener la relevancia y precisión del modelo, asegurando que refleje las realidades financieras actuales de las empresas.
- **Desarrollo de políticas basadas en hallazgos de investigación:** Se recomienda que los resultados del estudio se utilicen para informar y guiar el desarrollo de políticas financieras tanto a nivel corporativo como gubernamental. Las políticas que promuevan una mejor gestión de riesgo y una planificación financiera más sólida pueden derivarse de los conocimientos adquiridos a través de esta investigación. Es vital que los

reguladores y los formuladores de políticas consideren estos hallazgos al diseñar intervenciones para prevenir la insolvencia empresarial, especialmente en el sector de servicios que es crítico para la economía colombiana.

- **Fomento de la educación financiera y capacitación en análisis de riesgos:** La educación y capacitación en gestión de riesgos y análisis financiero deben ser promovidas entre los empresarios y profesionales del sector de servicios. Esto incluye la interpretación de ratios financieros, el uso de modelos predictivos y la comprensión de los factores de riesgo de insolvencia. Programas de capacitación y talleres prácticos basados en los resultados de la investigación pueden ayudar a mejorar las competencias en la toma de decisiones financieras y en la gestión del riesgo de insolvencia.
- **Promoción de nuevas líneas de investigación:** Se alienta a futuros investigadores a explorar las líneas de investigación que aborden las limitaciones identificadas en este estudio. Esto podría incluir el estudio del impacto de variables macroeconómicas en la insolvencia, la exploración de la efectividad de diferentes modelos econométricos en otros sectores económicos, o la evaluación de la implementación práctica de los modelos predictivos en entornos empresariales reales.

Estas recomendaciones se ofrecen con el objetivo de mejorar la comprensión y gestión del riesgo de insolvencia, contribuir al cuerpo de conocimiento en finanzas empresariales y apoyar el desarrollo de estrategias más efectivas para prevenir la insolvencia en el contexto colombiano. No obstante, en el transcurso del estudio se identificaron oportunidades de mejora y aspectos que pueden ser explorados en futuras investigaciones. Por ello, se presentan las siguientes recomendaciones, estructuradas desde el punto de vista metodológico, académico y práctico, con el objetivo de contribuir al desarrollo de nuevas investigaciones, fortalecer el conocimiento en el ámbito de la insolvencia empresarial y generar estrategias efectivas para la gestión del riesgo financiero.

Desde el punto de vista metodológico

- Se recomienda que futuras investigaciones incorporen técnicas de aprendizaje automático y modelos más avanzados, como redes neuronales o máquinas de soporte vectorial, para mejorar la precisión predictiva del modelo econométrico propuesto. Esto permitiría optimizar la detección temprana del riesgo de insolvencia mediante el uso de grandes volúmenes de datos y análisis no lineales.
- Dado que el presente estudio se centró en un modelo de regresión logit, se sugiere la exploración de modelos de supervivencia financiera para analizar el riesgo de insolvencia en función del tiempo, lo que podría proporcionar una visión dinámica del fenómeno en lugar de una clasificación estática.
- La investigación actual se basó en datos financieros cuantitativos; por lo tanto, sería valioso que estudios futuros incorporen variables cualitativas relacionadas con la gestión empresarial, el liderazgo, la cultura organizacional y el entorno económico. Esto permitiría un análisis más holístico del problema de insolvencia empresarial.
- Se sugiere aplicar la metodología de este estudio en otros sectores económicos distintos al de servicios administrativos y de apoyo, con el fin de evaluar la validez y generalización del modelo en diferentes industrias.

Desde el punto de vista académico

- Se recomienda que las instituciones académicas fomenten líneas de investigación en insolvencia empresarial que integren modelos econométricos y técnicas de análisis de datos para desarrollar herramientas aplicadas en la gestión del riesgo financiero.
- Es fundamental que las universidades y centros de investigación promuevan cursos y seminarios especializados en modelos predictivos de insolvencia, combinando enfoques teóricos con aplicaciones prácticas mediante software de análisis financiero como R Studio, Python y Stata.

- Se sugiere incentivar la publicación de estudios relacionados con la predicción de insolvencia en revistas científicas y conferencias especializadas en economía, finanzas y administración, con el fin de fortalecer la discusión académica en torno al tema.
- Dado el impacto social y económico de la insolvencia, se recomienda que las universidades promuevan la investigación aplicada con empresas reales, a través de alianzas estratégicas, para evaluar la eficacia de los modelos desarrollados en entornos corporativos.

Recomendaciones prácticas

- Se recomienda a los empresarios y directivos del sector de servicios administrativos y de apoyo en Colombia implementar un sistema de monitoreo financiero basado en los hallazgos del modelo predictivo. Esto permitiría evaluar periódicamente la salud financiera de sus empresas y detectar señales tempranas de insolvencia.
- Es importante que las empresas establezcan un protocolo de respuesta ante riesgos financieros, en el cual se contemplen medidas preventivas y correctivas, tales como la reestructuración financiera, la optimización de activos y el fortalecimiento de la rentabilidad sobre activos (ROA), indicador clave identificado en la investigación.
- Se recomienda que los organismos reguladores y entidades financieras consideren la adopción de modelos predictivos en la evaluación de riesgos empresariales, con el fin de mejorar la toma de decisiones en la asignación de créditos y financiamiento a empresas con alto riesgo de insolvencia.
- Para asegurar la sostenibilidad del sector, se sugiere que las empresas implementen programas de capacitación en gestión financiera, dirigidos a los directivos y gestores financieros, para fortalecer sus capacidades en la toma de decisiones estratégicas basadas en indicadores financieros clave.

BIBLIOGRAFÍA

- Abate, M. T. & Kaur, R. (2023). The Evolution of Modern Capital Structure Theory: A Review. *CEMJP*, 31(2), 958-974. <https://doi.org/10.57030/23364890.cemj.31.2.100>
- Agarwal, A. & Patni, I. (2019). Applicability of Altman Z-score in bankruptcy prediction of BSE PSUs. *Journal of Commerce and Accounting Research*, 8(2), 93-103. <http://www.publishingindia.com/jcar/47/applicability-of-altman-z-score-in-bankruptcy-prediction-of-bse-psus/796/5542/>
- Aguilera, D. (2018). *Un modelo global de predicción de quiebras con redes neuronales* [Tesis doctoral, Universidad de Málaga]. Repositorio Académico Digital. <https://riuma.uma.es/xmlui/handle/10630/19108>
- Aksoy, B. & Boztosun, D. (2021). Comparison of classification performance of machine learning methods in prediction financial failure: Evidence from Borsa İstanbul. *Hitit Journal of Social Sciences*, 14(1), 56-86. <https://doi.org/10.17218/hititsbd.880658>
- Alaka, H., Oyedele, L., Owolabi, H., Kumar, V., Ajayi, S., Akinade, O. & Bilal, M. (2018). *Systematic Review of Bankruptcy Prediction Models: Towards a Framework for Tool Selection*. *Expert Systems with Applications*, 94, 164-184. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.040>
- Alcalde, R., Alonso de Armiño, C. & García, S. (2022). Analysis of the economic sustainability of the supply chain sector by applying the Altman Z-score predictor. *Sustainability*, 14(2), 851. <https://doi.org/10.3390/su14020851>
- Aleksanyan, L. & Huiban, J. (2016). Economic and financial determinants of firm bankruptcy: evidence from the French food industry. *Review of Agricultural, Food and Environmental Studies*, 97, 89-108. <https://doi.org/10.1007/s41130-016-0020-7>
- Alfaro, E., Garcia, M. G. N. & Elizondo, D. (2008). Bankruptcy forecasting: an empirical comparison of adaboost and neural networks. *Decision Support Systems*, 45(1), 110-122. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2007.12.002>

- Alhassan, B. & Mohammed, I. (2012). Predicting Corporate Failure of UK's Listed Companies: Comparing Multiple Discriminant Analysis and Logistic Regression. *International Research Journal of Finance and Economics*, 94.
- Alifiah, M. N. & Tahir, M. S. (2018). Predicting Financial Distress Companies in the Manufacturing and Non-Manufacturing Sectors in Malaysia Using Macroeconomic Variables. *Management Science Letters*, 8 (6), 593–604. <http://dx.doi.org/10.5267/j.msl.2018.4.031>
- Almeida, L. (2023). Risk and Bankruptcy Research: Mapping the State of the Art. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(8), 361. <https://doi.org/10.3390/jrfm16080361>
- 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/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Altman, E. (1981). *Financial Handbook*. John Wiley & Sons.
- Altman, E. & Hotchkiss, E. (2006). *Corporate finance distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt*. John Wiley & Sons.
- Altman, E, Iwanicz-Drozowska, M., Laitinen, E. & Suvas, A. (2017). Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 27, 131-171. <https://doi.org/10.1111/jifm.12053>
- Álvarez, A. & Campa, F. (2020). La predicción del fracaso empresarial en el sector hotelero. *Cuadernos de Turismo*, (45), 33–59. <https://doi.org/10.6018/turismo.426031>
- Alzayed, N., Eskandari, R. & Yazdifar, H. (2023). Bank failure prediction: corporate governance and financial indicators. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 61, 601-631. <https://doi.org/10.1007/s11156-023-01158-z>
- Amendola, A., Giordano, F., Parrella, M. & Restaino, M. (2017). Variable selection in high-dimensional regression: a nonparametric procedure for business failure prediction. *Applied*

Stochastic Models in Business and Industry, 33(4), 355-368.
<https://doi.org/10.1002/asmb.2240>

Andrade, J., Ramírez, E. & Sánchez, H. (2018). Factores determinantes de fracasos empresariales en Neiva (Colombia) durante el periodo 2000-2014. *Revista ESPACIOS*, 39(16), 9
<https://www.revistaespacios.com/a18v39n16/18391609.html>

Ansari, A., Ahmad, I. S., Bakar, A. A. & Yaakub, M. R. (2020). A Hybrid Metaheuristic Method in Training Artificial Neural Network for Bankruptcy Prediction. *IEEE Access*, 8, 176640–176650. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3026529>

Antulov-Fantulin, N., Lagravinese, R. & Resce, G. (2021). Predicting bankruptcy of local government: A machine learning approach. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 183, 681-699. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2021.01.014>

Arévalo, G., Zambrano, S. & Vázquez, A. (2022). Teoría del Pecking Order para el análisis de la estructura de capital: aplicación en tres sectores de la economía colombiana. *Revista Finanzas Y Política Económica*, 14(1).
<https://doi.org/10.14718/revfinanzpolitecon.v14.n1.2022.5>

Arroyave, J. (2018). A comparative analysis of the effectiveness of corporate bankruptcy prediction models based on financial ratios: Evidence from Colombia. *Journal of International Studies*, 21(1), 273-287. <https://doi:10.14254/2071-8330.2018/11-1/21>

Ashraf, S., G. S. Félix, E. & Serrasqueiro, Z. (2019). Do Traditional Financial Distress Prediction Models Predict the Early Warning Signs of Financial Distress?. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(2), 55. <https://doi.org/10.3390/JRFM12020055>

Ayala, S. & Fino, G. (2015). *CONTABILIDAD GENERAL BASICA: Un enfoque administrativo y de control interno LIBRO I*. Corporación Universitaria Republicana.

Ayús, A. L., Ramírez, H. V., Cuartas, J. J. & Arrieta, I.C. (2019). Regresión logística y redes neuronales como herramientas para realizar un modelo Scoring. *Revista Lasallista de Investigación*, 16(1), 187-200.
<http://repository.unilasallista.edu.co/dspace/handle/10567/2645>

- Backhaus, K., Erichson, B., Gensler, S., Weiber, R. & Weiber, T. (2021). *Multivariate Analysis: An Application-Oriented Introduction*. Springer Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-32589-3>
- Baena, P. G. (2017). *Metodología de la investigación* (3ra ed.). Grupo Editorial Patria.
- Balasubramanian, S. A., G.S., R., P., S. & Natarajan, T. (2019). Modeling corporate financial distress using financial and non-financial variables: The case of Indian listed companies. *International Journal of Law and Management*, 61(3/4), 457-484. <https://doi.org/10.1108/IJLMA-04-2018-0078>
- Balina, R., Idasz-Balina, M. & Achsani, N. A. (2021). Predicting Insolvency of the Construction Companies in the Creditworthiness Assessment Process—Empirical Evidence from Poland. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(10), 453. <https://doi.org/10.3390/jrfm14100453>
- Barahona, M. & Channing, J. (2020). Algunos aspectos sobre la dificultad financiera e insolvencia del contratista EPC. *Derecho & Sociedad*, 55, 347-366. <https://revistas.pucp.edu.pe/index.php/derechoysociedad/article/view/23252>
- Barboza, F., Kimura, H. & Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications* 83, 405–17. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.006>
- Bărbu, ță-Mi, su, N. (2009). Modelling the financial performance of the building sector enterprises- Case of Romania. *Romanian Journal of Economic Forecasting* 4, 195-212. https://econpapers.repec.org/article/rjromjef/v_3a_3ay_3a2009_3ai_3a4_3ap_3a195-212.htm
- Bărbu, ță-Mi, su, N. & Madaleno, M. (2020). Assessment of Bankruptcy Risk of Large Companies: European Countries Evolution Analysis. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(3), 58. <https://doi.org/10.3390/jrfm13030058>
- Barreto, N. B. (2020). Análisis financiero: factor sustancial para la toma de decisiones en una empresa del sector comercial. *Universidad y Sociedad*, 12(3), 129-134. <https://rus.ucf.edu.cu/index.php/rus/article/view/1567>

- Beauvais, B., Ramamonjariavelo, Z., Betancourt, J., Cruz, J. & Fulton, L. (2023). The Predictive Factors of Hospital Bankruptcy—An Exploratory Study. *Healthcare*, 11(2), 165. <https://doi.org/10.3390/healthcare11020165>
- Beaver, W. H. (1966) Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Becerra, R., Alaminos, D., Aranda, E. & Fernández, M. A. (2020). Deep Recurrent Convolutional Neural Network for Bankruptcy Prediction: A Case of the Restaurant Industry. *Sustainability*, 12(12), 5180. <https://doi.org/10.3390/su12125180>
- Bellovary, J. L., Giacomino, D. E., & Akers, M. D. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33, 1-42. <https://www.jstor.org/stable/41948574>
- Berent, T. & Rejman, R. (2021). Bankruptcy Prediction with a Doubly Stochastic Poisson Forward Intensity Model and Low-Quality Data. *Risks*, 9(12), 217. <https://doi.org/10.3390/risks9120217>
- Berman, B. (2019). Flatlined: Combatting the death of retail stores. *Business Horizons*, 62(1), 75-82. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.006>
- Bermeo, D. & Armijos, J. (2021). Predicción de quiebra bajo el modelo Z2 Altman en empresas de construcción de edificios residenciales de la provincia del Azuay. *Revista Economía y Política*, (33), 48 – 63. <https://doi.org/10.25097/rep.n33.2021.03>
- Bernate, M. & Gómez, F. (2021). Predicción de la quiebra en las empresas. Una revisión de literatura. *Revista Activos*, 19(1), 112 – 142 <https://doi.org/10.15332/25005278.6684>
- Bloom, B. (1990). *Taxonomía de los objetivos de la educación*. El Ateneo.
- Blum, M. (2023). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 12 (1), 1-25. <https://doi.org/10.2307/2490525>

- Brusov, P. & Filatova, T. (2023). Capital Structure Theory: Past, Present, Future. *Mathematics*, 11 (3), 616. <https://doi.org/10.3390/math11030616>
- Cabezas, E., Andrade, D., & Torres, J. (2018). Introducción a la metodología de la investigación científica (1ra ed.). Universidad de las Fuerzas Armadas.
- Calabrese, R., Marra, G. & Osmetti, S. (2016). Bankruptcy prediction of small and medium enterprises using a flexible binary generalized extreme value model. *Journal of the Operational Research Society*, 67(4), 604–615. <https://doi.org/10.1057/jors.2015.64>
- Carchi, K., Crespo, M., González, S. & Romero, E. (2020). Índices financieros, la clave de la finanza administrativa aplicada a una empresa manufacturera. *INNOVA Research Journal*, 5(2), 26-50. <https://doi.org/10.33890/innova.v5.n2.2020.1193>
- Carrasco, S. (2005). *Metodología de la investigación científica. Pautas metodológicas para diseñar y elaborar el proyecto de investigación*. Editorial San Marcos.
- Caro, N. P. (2012). *Evaluación del riesgo de crisis financiera en empresas argentinas en los periodos 1993-2000 y 2003-2010* [Tesis doctoral, Universidad Nacional de Córdoba]. Repositorio Académico Digital. <https://rdu.unc.edu.ar/handle/11086/712>
- Caro, N., Guardiola, M. & Ortiz, P. (2018). Árboles de clasificación como herramienta para predecir dificultades financieras en empresas Latinoamericanas a través de sus razones contables. *Contaduría y Administración*, 63(1), 1-14. <https://doi.org/10.22201/fca.24488410e.2018.1148>
- Casado, S., Nuñez, L. & Pacheco, J. A. (2019). Predicción de la quiebra empresarial: el modelo GRASP-LOGIT. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 26, 294-314. <https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconempresa.2810>
- Cassim, R. J. & Swanepoel, M. J. (2021). The bankruptcy prediction approach: An empirical study of comparison between the emerging market score model and bankruptcy prediction indicators approach in the Johannesburg Stock Exchange- *Journal of Economic and Financial Sciences*, 14(1), a539. <https://doi.org/10.4102/jef.v14i1.539>

- Castro, Y., Huertas, C., Obando, C. & Valencia, C. (2019). Análisis de supervivencia para predicción de bancarrota: Caso de las industrias minoristas en Colombia. *Revista Espacios*, 40 (1), 18. <https://www.revistaespacios.com/a19v40n01/a19v40n01p18.pdf>
- Chen, Y.-S., Lin, C.-K., Lo, C.-M., Chen, S.-F. & Liao, Q.-J. (2021). Comparable Studies of Financial Bankruptcy Prediction Using Advanced Hybrid Intelligent Classification Models to Provide Early Warning in the Electronics Industry. *Mathematics*, 9(20), 2622. <https://doi.org/10.3390/math9202622>
- Chen, Z., Chen, W. & Shi, Y. (2020). Ensemble learning with label proportions for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 146, 113155. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.113155>
- Choe, K. & Garas, S. (2021). The graph theoretical approach to bankruptcy prediction. *The Journal of Accounting and Management*, 11(1), 47-57. <https://dj.univ-danubius.ro/index.php/JAM/article/download/546/1261>
- Ciampi, F., Cillo, V. & Fiano, F. (2020). Combining Kohonen maps and prior payment behavior for small enterprise default prediction. *Small Business Economics*, 54, 1007-1039. <https://doi.org/10.1007/s11187-018-0117-2>
- Coaquira, K., Chávez, E. X. & Jalk, W. H. (2021). Análisis de la liquidez y solvencia: su repercusión sobre la Gestión Financiera, caso Compañía Minera La Poderosa y Subsidiaria. *Revista de Investigación Valor Contable*, 8(1), 34-40. <https://doi.org/10.17162/rivc.v8i1.1601>
- Çöllü, D. A., Akgün, L. & Eydurán, E. (2020). Financial failure prediction with decision tree algorithms: textile, wearing apparel and leather sector application. *International Journal of Economics and Innovation*, 6(2), 225-246. <https://doi.org/10.20979/ueyd.698738>
- Congreso de la República de Colombia. (27 de diciembre de 2006). Régimen de Insolvencia Empresarial en la República de Colombia. [Ley 1116 de 2006]. DO: 46.494
- Cortes, C. & Vapnik, V. N. (1995). Support-Vector Networks. *Machine Learning*, 20, 273-297. <https://doi.org/10.1023/A%3A1022627411411>

- Correa, A., Acosta, M. & González, A. L. (2003). La Insolvencia Empresarial: Un Análisis Empírico para la Pequeña y Mediana Empresa.: Bankruptcy: Empirical Analysis for Small and Medium Size Firms. *Revista de Contabilidad - Spanish Accounting Review*, 6(12), 47–79. Recuperado a partir de <https://revistas.um.es/rcsar/article/view/386811>
- Correa, D. A. & Lopera, M. (2019). Pronóstico de insolvencia empresarial en Colombia a través de indicadores financieros. *Panorama Económico*, 27(2), 510–526. <https://doi.org/10.32997/2463-0470-vol.27-num.2-2019-2639>
- Csikosova, A., Janoskova, M. & Culkova, K. (2019). Limitation of Financial Health Prediction in Companies from Post-Communist Countries. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(1), 15. <https://doi.org/10.3390/jrfm12010015>
- Dabag, R. & Sheikhbeiglou, S. (2021). Bankruptcy Prediction of listed Companies in Tehran's Stock Exchange by Artificial Neural Network (ANN) and Fulmer Model. *Journal of Development and Capital*, 6(2), 93-108. <https://dori.net/dor/20.1001.1.20082428.1399.5.2.10.8>
- Dankhe, G. L. (1986). *Investigación y Comunicación*. McGraw Hill.
- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Prediction of Business Failure. *Journal of Accounting Research* 20, 167-69. <https://doi.org/10.2307/2490225>
- De Bock, K. W., Coussement, K. & Lessmann, S. (2020). Cost-Sensitive Business Failure Prediction When Misclassification Costs Are Uncertain: A Heterogeneous Ensemble Selection Approach. *European Journal of Operational Research*, 285(2), 612-630. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.01.052>
- Del Castillo, A. (2021). *Modelos de predicción de insolvencia: un análisis de variables no financieras y de selección muestral* [Tesis doctoral, Universidad de Málaga]. Repositorio Académico Digital. <https://riuma.uma.es/xmlui/handle/10630/23193>
- De la Cruz, P. R. (2020). El hipotético-deductivismo en la explicación de las ciencias sociales. *Horizonte de la Ciencia*, 10(18). <https://doi.org/10.26490/uncp.horizonteciencia.2020.18.397>

- Demir, G. & Teker, S. (2019). Postponing bankruptcy and debt restructuring. *PressAcademia Procedia (PAP)*, 9, 278-284. <http://doi.org/10.17261/Pressacademia.2019.1105>
- Diaz, L., Morales, M. & Leon, L. (2018). *Análisis estadístico de datos categóricos* (1ra ed.). Universidad Nacional de Colombia.
- Dimitras, A., Slowinski, R., Susmaga, R. & Zopounidis, C. (1999). Business failure prediction using rough sets. *European Journal of Operational Research*, 114(2), 263-280. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(98\)00255-0](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(98)00255-0)
- Do Prado, J. W., de Melo Carvalho, F., Carvalho de Benedicto, G., & Ribeiro Lima, A. L. (2019). Analysis of credit risk faced by public companies in Brazil: an approach based on discriminant analysis, logistic regression and artificial neural networks. *Estudios Gerenciales*, 35(153), 347-360. <https://doi.org/10.18046/j.estger.2019.153.3151>
- Drobetz, W. & Grüninger, M. C. (2007). Corporate cash holdings: Evidence from Switzerland. *Financial Markets and Portfolio Management*, 21, 293-324. <https://doi.org/10.1007/s11408-007-0052-8>
- Du Jardin, P. (2017). Dynamics of firm financial evolution and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 75(1). 25-43. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.01.016>
- Du, X., Li, W., Ruan, S. & Li, L. (2020). CUS-Heterogeneous Ensemble-Based Financial Distress Prediction for Imbalanced Dataset with Ensemble Feature Selection. *Applied Soft Computing*, 97, 106758. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106758>
- Dupleix, M. D. (2021). La teoría efectual y el fracaso empresarial. *Innovar*, 31(81), 139-154. <https://doi.org/10.15446/innovar.v31n81.95581>
- Durica, M., Frnda, J. & Svabova, L. (2019). Decision Tree Based Model of Business Failure Prediction for Polish Companies. *Oeconomia Copernicana*, 10(3), 453-46. <https://doi.org/10.24136/oc.2019.022>
- Erazo, J. (2019). *Desarrollo de un modelo de predicción de riesgo de quiebra empresarial para el sector comercial del Ecuador: un enfoque de regresión logística* [Tesis doctoral, Universidad

Autónoma de Nuevo León]. Repositorio Académico Digital.
<http://eprints.uanl.mx/id/eprint/19657>

Estrada, A. (2021). *Factores determinantes de la insolvencia empresarial: caso aplicado a la bolsa mexicana de valores* [Tesis doctoral, Universidad Autónoma de Nuevo León]. Repositorio Académico Digital. <http://eprints.uanl.mx/id/eprint/22204>

Farooq, U. & Qamar, M. A. J. (2019). Predicting multistage financial distress: Reflections on sampling, feature and model selection criteria. *Journal of Forecasting*, 38(7), 632-648. <https://doi.org/10.1002/for.2588>

Fasya, N. S. & Rikumahu, B. (2021). Analysis of Financial Distress Prediction Using Artificial Neural Network in Retail Companies Registered in Indonesia Stock Exchange. *International Journal of Advanced Research in Economics and Finance*, 3(1), 121-128. <https://myjms.mohe.gov.my/index.php/ijaref/article/view/13152>

Fernández, M., Campos, J., Santos, J. & Alaminos, D. (2020). European country heterogeneity in financial distress prediction: An empirical analysis with macroeconomic and regulatory factors. *Economic Modelling*, 88, 398-407. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2019.09.050>

Fitzpatrick, P. (1932). A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies, Certified Public Accountant. *Journal of Social Sciences*, 12, 598-605, 656-662, & 721-731.

Flórez, R. (2007). Análisis de los determinantes del riesgo de crédito en presencia de carteras de bajo incumplimiento. Una nueva propuesta de aplicación. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 16(2), 71-92. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2336244>

Flores, L., Flores, C., Cuesta, G. & Pérez, A. (2019). Sectores estratégicos para el cambio de la Matriz Productiva: perspectiva de la ciudadanía y de los empresarios de Tungurahua. *Boletín de Coyuntura*, 1(20), 20-24. <https://doi.org/10.31243/bcoyu.20.2019.687>

- Galán, J. A., & Torres, L. F. (2018). El fracaso empresarial en Colombia: aproximación a través del modelo de Fulmer. *Revista Civilizar de Empresa y Economía*, 7(13). Recuperado a partir de <https://revistas.usergioarboleda.edu.co/index.php/ceye/article/view/1085>
- Gálvez, E., Mayorga, J. & Chávez, A. (2021). Impacto del autofinanciamiento sobre la innovación de las micro, pequeñas y medianas empresas colombianas. *Criterio Libre*, 16(29), 121-139. <https://doi.org/10.18041/1900-0642/criteriolibre.2018v16n29.5011>
- Garcia, J. (2022). Bankruptcy prediction using synthetic sampling. *Machine Learning with Applications*, 9, 100343. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2022.100343>
- Gennaro, A. (2021). Insolvency Risk and Value Maximization: A Convergence between Financial Management and Risk Management. *Risks*, 9(6), 105. <https://doi.org/10.3390/risks9060105>
- Ghosh, A. & Kapil, S. (2022). Is Altman's Model efficient in predicting bankruptcy? – A comparison among the Altman Z-score, DEA, and ANN models. *Journal of Information and Optimization Sciences*, 43(6), 1191-1207. <https://doi.org/10.1080/02522667.2022.2117322>
- Gilson, S. C., John, K. & Lang, L. H. (1990). Troubled debt restructurings: An empirical study of private reorganization of firms in default. *Journal of Financial Economics*, 27(2), 315-353. <https://www.hbs.edu/faculty/Pages/item.aspx?num=5464>
- Gomes, C., Campos, F., Malheiros, C. & Lima Santos, L. (2023). Restaurants' Solvency in Portugal during COVID-19. *International Journal of Financial Studies*. 11(2), 63. <https://doi.org/10.3390/ijfs11020063>
- Gómez, S. & Murillo, M. (2019). Fracaso empresarial: evolución histórica y aportes a su definición. *Revista contribuciones a la Economía*, 17(1). 2019-01. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9014648>
- Gómez, E., Cogollo, Z. & Severiche, C. (2020). Modelo Logit para la asociación de las condiciones económicas, sociodemográficas, psicosociales y de salud en recicladores de residuos sólidos urbanos. *Aglala*, 11(1), 337-347. <https://revistas.curn.edu.co/index.php/aglala/article/view/1592>

- González, J., Sánchez, A. & Alonso, J. (2019). Optimización de la predicción de problemas financieros en empresas sanitarias privadas españolas aplicando algoritmos genéticos. *Gaceta Sanitaria*, 33(5), 462-467. <https://doi.org/10.1016/j.gaceta.2018.01.001>
- González, K., Duque, G. & Espinoza, O. (2021). Factores determinantes de la estructura de capital en empresas ecuatorianas. *Revista Compendium: Cuadernos de Economía y Administración*, 8(2). 238-249. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8232803>
- González, P., Zinno Arbio, F. & Barbei A. (2018). *Estructura de capital: revisión de la literatura y propuesta de investigación* (Documentos de Trabajo del CECIN; No. 49). Universidad Nacional de La Plata. <https://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/70045>
- Gör, Y. (2019). A Research on Financial Failure: BIST-100 Example. *Journal of International Management and Social Researches*, 6(11),137-144. https://www.uysad.com/FileUpload/as907385/File/finansal_basarisizlik_uzerine_bir_arastirma_bist-100_ornegi.pdf
- Goudie, A. W. (1987). Forecasting corporate failure: the use of discriminant analysis within a disaggregated model of the corporate sector. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General)*, 150(1), 69-81. <https://doi.org/10.2307/2981666>
- Gregova, E., Valaskova, K., Adamko, P., Tumpach, M. & Jaros, J. (2020). Predicting Financial Distress of Slovak Enterprises: Comparison of Selected Traditional and Learning Algorithms Methods. *Sustainability*, 12 (10), 3954. <https://doi.org/10.3390/su12103954>
- Gruber, M. J. & Warner, J. B. (1977). Bankruptcy costs: Some evidence. *The Journal of Finance*, 32 (2), 337-347. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1977.tb03274.x>
- Gunnarsson, B. R., Vanden Broucke, S., Baesens, B., Óskarsdóttir, M. & Lemahieu, W. (2021). Deep learning for credit scoring: do or don't?. *European Journal of Operational Research*, 295(1), 292–305. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.03.006>
- Gutiérrez, J. C. & Cárdenas, C. A. (2023). *La quiebra. Aproximaciones a los regímenes de insolvencia económica en Colombia*. Editorial UPTC. <https://doi.org/10.19053/9789586607773>

- Gutiérrez, J. C., Mejía, D., Gómez, L., Mejía, D., Gómez, L. & Gutiérrez, J. C. (2020). Riesgo de Crédito, Costo del Capital y Apalancamiento Financiero Excesivo. *Ecos de Economía*, 23(49), 45–70. <https://doi.org/10.17230/ecos.2019.49.3>
- Habib, A., Costa, M. D., Huang, H. J., Bhuiyan, M. B. U. y Sun, L. (2020). Determinants and consequences of financial distress: review of the empirical literatura. *Accounting and Finance*, 60, 1023-1075. <https://doi.org/10.1111/acfi.12400>
- Habib, A.M. & Kayani, U. N. (2022). Does the efficiency of working capital management affect a firm's financial distress? Evidence from UAE. *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society*, 22(7), 1567-1586. <https://doi.org/10.1108/cg-12-2021-0440>
- Hamdi, M., Mestiri, S. & Arbi, A. (2024). Artificial Intelligence Techniques for Bankruptcy Prediction of Tunisian Companies: An Application of Machine Learning and Deep Learning-Based Models. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(4), 132. <https://doi.org/10.3390/jrfm17040132>
- Hammond, P., Opoku, M. O., Kwakwa, P. A. & Amissah, E. (2023). Predictive models of going concerns and business failure. *Cogent Business & Management*, 10. <https://doi.org/10.1080/23311975.2023.2226481>
- Haro, A., Carranza, M., López, O., Mayorga, C. & Morales, K. (2023). Razones financieras de liquidez y actividad: herramientas para la gestión empresarial y toma de decisiones. *LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades*, 4(1), 2405. <https://doi.org/10.56712/latam.v4i1.425>
- He, Y., Xu, L. & McIver, R. P. (2019). How does political connection affect firm financial distress and resolution in China? *Applied Economics*, 51, 2770-2792. <https://doi.org/10.1080/00036846.2018.1558358>
- Hernández, R., Fernández, C. & Baptista, L. (2014). *Metodología de la Investigación* (6ta ed.). Mc Graw Hill-Education.
- Hernández, R., Méndez, S., Mendoza, C. & Cuevas, A. (2017). *Fundamentos de Investigación* (1ra ed.). Mc Graw Hill-Education.

- Hernández, R. & Mendoza, C. (2018). *Metodología de la Investigación. Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. Mc Graw Hill-Education.
- Horak, J., Vrbka, J. & Suler, P. (2020). Support vector machine methods and artificial neural networks used for the development of bankruptcy prediction models and their comparison. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(3), 60. <https://doi.org/10.3390/jrfm13030060>
- Horrigan, J. O. (1965). Some empirical bases of financial ratio analysis. *The Accounting Review*, 40(3), 558-568.
- Horváthová, J. & Mokrišová, M. (2018). Risk of Bankruptcy, Its Determinants and Models. *Risks*, 6(4), 117. <https://doi.org/10.3390/risks6040117>
- Horváthová, J., Mokrišová, M. & Bača M. (2023). Bankruptcy Prediction for Sustainability of Businesses: The Application of Graph Theoretical Modeling. *Mathematics*, 11(24), 4966. <https://doi.org/10.3390/math11244966>
- Hosaka, T. (2019). Bankruptcy prediction using imaged financial ratios and convolutional neural networks. *Expert Systems With Applications*, 117, 287-299. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.09.039>
- Iglesias, A. J. & Fernández, J. A. (2022). *Introducción a la econometría: teoría y aplicaciones usando Stata 17*. Fundación Universitaria del Área Andina.
- Isaac, D., Caicedo, A. & Muñoz, A. N. (2023). Capacidad predictiva del modelo altman z-score en empresas declaradas en reorganización empresarial. *Apuntes de Economía y Sociedad*, 4(1), 129–141. <https://doi.org/10.5377/aes.v4i1.16451>
- Isaac, D. & Caicedo, 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),139-158. <https://doi.org/10.17163/ret.n25.2023.09>
- Isayas, Y. N. (2021). Financial distress and its determinants: Evidence from insurance companies in Ethiopia. *Cogent Business & Management*, 8(1), 1951110. <https://doi.org/10.1080/23311975.2021.1951110>

- Islam, U., Anjum, N., Masum, A. K. M. & Arafat, A. Y. (2022). Forecasting of Bank Performance using Hybrid Machine Learning Techniques. *In 2022 International Conference on Innovations in Science, Engineering and Technology (ICISSET)*, 433-438. *IEEE*. <https://doi.org/10.1109/ICISSET54810.2022.9775833>
- Issa, S., Bizel, G., Jagannathan, S. K. & Gollapalli, S. S. C. (2024). A Comprehensive Approach to Bankruptcy Risk Evaluation in the Financial Industry. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(1), 41. <https://doi.org/10.3390/jrfm17010041>
- Jabeur, S. B. (2017). Bankruptcy prediction using partial least squares logistic regression. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 36, 197-202. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2017.02.005>
- Jaki, A. & Cwięk, W. (2021). Bankruptcy Prediction Models Based on Value Measures. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(1), 6. <https://doi.org/10.3390/jrfm14010006>
- Jan, C-l. (2021). Financial Information Asymmetry: Using Deep Learning Algorithms to Predict Financial Distress. *Symmetry*, 13(3), 443. <https://doi.org/10.3390/sym13030443>
- Jenčová, S., Štefko, R. & Vašaničová, P. (2020). Scoring Model of the Financial Health of the Electrical Engineering Industry's Non-Financial Corporations. *Energies*, 13(17), 4364. <https://doi.org/10.3390/en13174364>
- Jia, Z., Shi, Y., Yan, C. & Duygun, M. (2020). Bankruptcy prediction with financial systemic risk. *European Journal of Finance*, 26(7-8), 666-690. <http://dx.doi.org/10.1080/1351847X.2019.1656095>
- Jones, S. (2017). Corporate bankruptcy prediction: A high dimensional analysis. *Review of Accounting Studies*, 22(3), 1366-1422. <https://doi.org/10.1007/s11142-017-9407-1>
- Jones, S., Johnstone, D. & Wilson, R. (2017). Predicting Corporate Bankruptcy: An Evaluation of Alternative Statistical Frameworks. *Journal of Business Finance & Accounting*, 44, 3-34. <https://doi.org/10.1111/jbfa.12218>

- Jouzbarband, M., Farshad, S. K., Mohsen, K. & Seyed, R. S. N. F. (2013). Bankruptcy prediction model by Ohlson and Shirata models in Tehran Stock Exchange. *World Applied Sciences Journal* 21, 152-56.
<https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=4d0a2fc7d807f4a65a874effe09123898ea3e022>
- Kacer, M., Ochotnický, P. & Alexy, M. (2019). The Altman's revised Z'-Score model, non-financial information and macroeconomic variables: Case of Slovak SMEs. *Ekonomický časopis (Journal of Economics)*, 67(4), 335-366.
<https://www.sav.sk/journals/uploads/0517110904%2019%20Alexy%20+%20SR.pdf>
- Kanapickienė, R., Kanapickas, T. & Nečiūnas, A. (2023). Bankruptcy Prediction for Micro and Small Enterprises Using Financial, Non-Financial, Business Sector and Macroeconomic Variables: The Case of the Lithuanian Construction Sector. *Risks*, 11(5), 97.
<https://doi.org/10.3390/risks11050097>
- Karas, M. & Srbová, P. (2019). Predicting bankruptcy in construction business: Traditional model validation and formulation of a new model. *Journal of international studies*, 12(1), 283-296.
<https://doi.org/10.14254/2071-8330.2019/12-1/19>
- Karugu, C., Achoki, G. & Kiriri, P. (2018). Capital Adequacy Ratios as Predictors of Financial Distress in Kenyan Commercial Banks. *Journal of Financial Risk Management*, 7, 278-289.
<https://doi.org/10.4236/jfrm.2018.73018>
- Katterbauer, K., Syed, H., Genc, S. Y. & Cleenewerck, L. (2023). Insolvency and Bankruptcy Based on Islamic Principles Within China – An Data-Driven Analysis and Framework. *Revista De Gestão Social E Ambiental*, 17(3), e03118.
<https://doi.org/10.24857/rgsa.v17n3-030>
- Kaur, R. (2021). *Impact of Financial Distress, CEO power and compensation on Environment, Social and Governance (ESG) Performance: Evidence-based on UK firms* [Tesis doctoral, De Montfort University]. Repositorio De Montfort University.
<https://dora.dmu.ac.uk/handle/2086/20883>

- Kaya, O. (2022). Determinants and consequences of SME insolvency risk during the pandemic. *Economic Modelling*, 115, 105958. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2022.105958>
- Kim, S. Y. & Upneja, A. (2022). Majority voting ensemble with a decision trees for business failure prediction during economic downturns. *Journal of Innovation & Knowledge*, 6(2), 112-123. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2021.01.001>
- Kingyens, A. T., Paradi, J. C. & Tam, F. (2016). Bankruptcy Prediction of Companies in the Retail-Apparel Industry Using Data Envelopment Analysis. In: Aparicio, J., Lovell, C. & Pastor, J. (Eds.). *Advances in Efficiency and Productivity. International Series in Operations Research & Management Science* (Vol. 249, pp. 299-329). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-48461-7_13
- Kiraci, K. (2019). Determinants of Financial Risk: An Empirical Application on Low-Cost Carriers. *Scientific Annals of Economics and Business*, 66(3), 335-349. <https://saeb.feaa.uaic.ro/index.php/saeb/article/view/1135/166>
- 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), 1416. <https://doi.org/10.3390/su14031416>
- Klieštík, T., Kočišová, K., & Mišanková, M. (2015). Logit and probit model used for prediction of financial health of company. *Procedia economics and finance*, 23, 850-855. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)00485-2](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)00485-2)
- Kliestik, T., Valaskova, K., Lazaroiu, G., Kovacova, M. & Vrbka, J. (2020). Remaining Financially Healthy and Competitive: The Role of Financial Predictors. *Journal of Competitiveness*, 12(1), 74-92. <https://doi.org/10.7441/joc.2020.01.05>
- Korol, T. (2019). Dynamic Bankruptcy Prediction Models for European Enterprises. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(4), 185. <https://doi.org/10.3390/jrfm12040185>

- Kou, G., Xu, Y., Peng, Y., Shen, F., Chen, Y., Chang, K., & Kou, S. (2021). Bankruptcy prediction for SMEs using transactional data and two-stage multiobjective feature selection. *Decision Support Systems*, 140, 113429. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113429>
- Kovacova, M. & Kliestik, T. (2017). Logit and Probit application for the prediction of bankruptcy in Slovak companies. *Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy*, 12(4), 775–791. <https://doi.org/10.24136/eq.v12i4.40>
- Kovacova, M., Kliestik, T., Valaskova, K., Durana, P. & Juhaszova, Z. (2019). Systematic review of variables applied in bankruptcy prediction models of Visegrad group countries. *Oeconomia Copernicana*, 10(4), 743–772. <https://doi.org/10.24136/oc.2019.034>
- Kral, P., Musa, H., Lazaroiu, G., Misankova, M. & Vrbka, J. (2018). Comprehensive assessment of the selected indicators of financial analysis in the context of failing companies. *Journal of International Studies*, 11(4), 282-294. <https://doi:10.14254/2071-8330.2018/11-4/20>
- Kristóf, T. & Virág, M. (2019). Historical development of Hungarian bankruptcy prediction. *Vezetéstudomány - Budapest Management Review*, 50(12), 62-73. <https://doi.org/10.14267/VEZTUD.2019.12.06>
- Kruppa, J., Schwarz, A., Armingier, G. & Ziegler, A. (2013). Consumer credit risk: Individual probability estimates using machine learning. *Expert Systems With Applications*, 40, 5125-5131. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.03.019>
- Kušter, D., Vuković, B., Milutinović, S., Peštović, K., Tica, T. & Jakšić, D. (2023). Early Insolvency Prediction as a Key for Sustainable Business Growth. *Sustainability*, 15(21), 15304. <https://doi.org/10.3390/su152115304>
- Lambreton, V. (2023). Predicción del fracaso empresarial utilizando métricas de flujo de efectivo. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas Nueva Época REMEF*, 18(3), 1-22. <https://doi.org/10.21919/remef.v18i3.729>
- Laitinen, E. K., Camacho, M. & Muñoz, N. (2019). Revisión de las limitaciones de la investigación sobre predicción de quiebras financieras: A review of the limitations of financial failure

prediction research. *Revista de Contabilidad - Spanish Accounting Review*, 26(2), 255–273.
<https://doi.org/10.6018/rcsar.453041>

Letkovský, S., Jenčová, S. & Vašaničová, P. (2024). Is Artificial Intelligence Really More Accurate in Predicting Bankruptcy?. *International Journal of Financial Studies*, 12(1), 8.
<https://doi.org/10.3390/ijfs12010008>

Ley 1116 de 2006. (2006, 27 de diciembre). Por la cual se establece el Régimen de Insolvencia Empresarial en la República de Colombia y se dictan otras disposiciones. Congreso de la República de Colombia. Diario Oficial No. 46.494.
<https://www.alcaldiabogota.gov.co/sisjur/normas/Norma1.jsp?i=22657>

Liang, D., Lu, C. C., Tsai, C. F. & Shih, G. A. (2016). Financial ratios and corporate governance indicators in bankruptcy prediction: A comprehensive study. *European journal of operational research*, 252(2), 561-572. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.01.012>

Liang, D., Tsai, C.-F., Lu, H.-Y. (Richard) & Chang, L.-S. (2020). Combining Corporate Governance Indicators with Stacking Ensembles for Financial Distress Prediction. *Journal of Business Research*, 120, 137-146. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.07.052>

Limberg, D., Gnilka, P. B. & Broda, M. (2021). Advancing the counseling profession by examining relationships between variables. *Journal of Counseling and Development*, 99(2), 145-155.
<https://doi.org/10.1002/jcad.12362>

Linardi, F. M. (2020). Investors' behavior and mutual fund portfolio allocations in Brazil during the global financial crisis. *Latin American Journal of Central Banking*, 1 (1).
<https://doi.org/10.1016/j.latchb.2020.100007>

Liodorova, J. & Voronova, I. (2020). Financial Ratios for Detection of Company's Insolvency and Bankruptcy Fraud: Similarities and Differences. *Soci, lo Zin, tÚu VÁstnesis*, 1(30), 7-29.
[https://doi.org/10.9770/szv.2020.1\(1\)](https://doi.org/10.9770/szv.2020.1(1))

Lizarraga, F. (1997). Los flujos de tesorería en la predicción del fracaso empresarial. *Actualidad Financiera*, 2(4), 73-93.

- Lizarzaburu, E. Rratios financierasrggrun, L. (2021). Risk of Insolvency and Return of Shares: Empirical Analysis of Altman's Z-Score in the Peruvian Mining Sector between 2008 and 2018. *Revista Universidad & Empresa*, 23(40), 1-33. <https://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/empresa/a.8558>
- Lombardo, G., Pellegrino, M., Adosoglou, G., Cagnoni, S., Pardalos, P. M. & Poggi, A. (2022). Machine Learning for Bankruptcy Prediction in the American Stock Market: Dataset and Benchmarks. *Future Internet*, 14(8), 244. <https://doi.org/10.3390/fi14080244>
- Lucanera, J. P., Fabregat-Aibar, L., Scherger, V. & Vigier, H. (2020). Can the SOM Analysis Predict Business Failure Using Capital Structure Theory? Evidence from the Subprime Crisis in Spain. *Axioms*, 9(2), 46. <https://doi.org/10.3390/axioms9020046>
- Lukason, O. & Andresson, A. (2019). Tax Arrears Versus Financial Ratios in Bankruptcy Prediction. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(4), 187. <https://doi.org/10.3390/jrfm12040187>
- Lukason, O. & Camacho, M. (2019). Bankruptcy Risk, Its Financial Determinants and Reporting Delays: Do Managers Have Anything to Hide?. *Risks*, 7(3), 77. <https://doi.org/10.3390/risks7030077>
- Magerakis, E., Gkillas, K., Tsagkanos, A. & Siriopoulos, C. (2020). Firm Size Does Matter: New Evidence on the Determinants of Cash Holdings. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(8), 163. <https://doi.org/10.3390/jrfm13080163>
- Mai, F., Tian, S., Lee, C. & Ma, L. (2019). Deep learning models for bankruptcy prediction using textual disclosures. *European Journal of Operational Research*, 274, 743-758. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.10.024>
- Marcillo, C., Aguilar, C. & Gutiérrez, N. (2021). Análisis financiero: una herramienta clave para la toma de decisiones de gerencia. *593 Digital Publisher CEIT*, 6(3), 87-106. <https://doi.org/10.33386/593dp.2021.3.544>

- Maté, D., Raza, H. & Ahmad, I. (2023). Comparative Analysis of Machine Learning Models for Bankruptcy Prediction in the Context of Pakistani Companies. *Risks*, 11 (10), 176. <https://doi.org/10.3390/risks11100176>
- Mateos, A., Marín, M., Marí, S. & Seguí, E. (2011). Los modelos de predicción del fracaso empresarial y su aplicabilidad en cooperativas agrarias. *Revista de Economía Pública, Social y Cooperativa*, 70, 179-208. <https://www.redalyc.org/pdf/174/17418829007.pdf>
- Mazo, A., Espinoza, M. & Velásquez, M. (2022). Análisis comparativo de las diferentes normatividades sobre insolvencia económica: Colombia vs. Cinco países considerados grandes potencias económicas. *Criterio Libre*, 20(37), e319780. <https://doi.org/10.18041/1900-0642/criteriolibre.2022v20n37.9780>
- McDonald, B. D. (2018). Local Governance and the Issue of Fiscal Health. *State & Local Government Review*, 50(1), 46-55. <https://www.jstor.org/stable/48596370>
- Mears, P. K. (1966). Discussion of Financial Ratios As Predictors of Failure. In *Journal of Accounting Research*, 4, 119-122. <https://doi.org/10.2307/2490173>
- Medina, M., Rojas, C., Bustamante, W., Loaiza, R., Martel, C. & Castillo, R. (2023). Metodología de la investigación: Técnicas e instrumentos de investigación (1ra ed.). Instituto Universitario de Innovación Ciencia y Tecnología Inudi Perú S.A.C. <https://doi.org/10.35622/inudi.b.080>
- Mejía, J. (2019). *Ensayos 2019: Análisis multivariante con enfoque dependiente en las ciencias de la administración como base para la innovación*. Centro Universitario de Ciencias Económico Administrativas. <https://doi.org/10.55965/abib.9786079878269.2019b>
- Mejía, J. M., Garzón, V. J., Barrezueta, S. A. & Cervantes, A. R. (2021). Análisis financiero de la Asociación de Agricultores 3 de Julio, cantón El Guabo, provincia de El Oro, en el período 2017-2019. *Revista Metropolitana de Ciencias Aplicadas*, 4(2), 40-48. <https://remca.umet.edu.ec/index.php/REMCA/article/view/375>
- Mendoza, L. H., Carreño, J. A. & Hernández, E. A. (2022). Riesgo financiero en el comercio de vehículos nuevos en Colombia: caso Bucaramanga. *Revista de Desarrollo Sustentable*,

Negocios, Emprendimiento y Educación RILCO DS, (28), 49-57.
<https://doi.org/10.51896/rilcods>

Merwin, C. L. (1942). *Financing small corporations in five manufacturing industries, 1926-1936*. National Bureau of Economic Research, New York.

Mihalovič, M. (2016). Performance Comparison of Multiple Discriminant Analysis and Logit Models in Bankruptcy Prediction. *Economics and Sociology*, 9(4), 101-118.
<https://doi.org/10.14254/2071-789X.2016/9-4/6>

Mihalovič, M. (2018). Applicability of Scoring Models in Firms' Default Prediction. The Case of Slovakia. *Politická ekonomie*, 66(6), 689–708. <https://doi.org/10.18267/j.polek.1226>

Modigliani, F. & Miller, M. (1958). The Cost of Capital, Corporation Finance and the Theory of Investment. *The American Economic Review*, 48(3), 261-297. <https://www.jstor.org/stable/1809766>

Molina, P. A., Flores, K. L., Flores, C. E. & Diego Fabián, D. F. (2023). Modelo de predicción de quiebra en empresas de comercio en Ecuador: Uso del modelo logístico de Ohlson: Bankruptcy Prediction model in commercial companies in Ecuador: Use of the Ohlson Logistic Model. *REVISTA CIENTÍFICA ECOCIENCIA*, 10(3), 117-137.
<https://doi.org/10.21855/ecociencia.103.812>

Monje, C. (2011). *Metodología de la investigación cuantitativa y cualitativa: Guía didáctica*. Universidad Surcolombiana.

Montiel, S. & Peña, A. (2022). *Fundamentos de contabilidad financiera*. Editorial Universidad Libre.

Moreno, E. & Bravo, F. (2019). Análisis de la probabilidad de quiebra de las empresas cotizadas españolas. *Revista De Estudios Empresariales. Segunda Época*, 2, 57-72.
<https://dx.doi.org/10.17561/ree.v2018n2.3>

Mosqueda, R. (2010). Falibilidad del método rough set en la conformación de modelos índice de riesgo dinámico en la predicción del fracaso empresarial. *Journal of*

Economics, Finance and Administrative Science, 15(28).
<http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=360733608003>

Mousavi, M. M., Ouenniche, J. & Tone, K. (2023). A dynamic performance evaluation of distress prediction models. *Journal of Forecasting*, 42(4), 756-784. <https://doi.org/10.1002/for.2915>

Munkhdalai, E., Jamsranjav, E., Luvsandash, O. & Garamdorj, G. (2023). Optimization Approach to Asset and Capital Structure of Companies. *iBusiness*, 15, 321-330. <https://doi.org/10.4236/ib.2023.154023>

Murcia, C. A. (2024). *Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección “N” de servicios* [Tesis de Doctorado de la Universidad de Investigación e Innovación de México - UIIX]. Repositorio.

Nagel, R. & Aviles, C. (2021). The impact of corporate bankruptcy on strategic management: using a textual analysis approach to analyze executives' opinions. *Journal of Indian Business Research*, 13(3), 382-394. <https://doi.org/10.1108/JIBR-07-2020-0245>

Nanni, L. & Lumini, A. (2009). An experimental comparison of ensemble of classifiers for bankruptcy prediction and credit scoring. *Expert Systems With Applications*, 36(2), 3028-3033. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.01.018>

Nguyena, T., Nguyen, N & Nguyen, V. (2019). A study on the impact of the factors reflect solvency to the bankruptcy risk of real estate companies: Evidence from Vietnam stock exchange. *Management Science Letters*, 9(11), 1773-1782. <http://dx.doi.org/10.5267/j.msl.2019.6.013>

Noga, T. & Adamowicz, K. (2021). Forecasting Bankruptcy in the Wood Industry. *European Journal of Wood and Wood Products*, 79, 735-743. <https://doi.org/10.1007/s00107-020-01620-y>

Noguera, J. (2023). *BIG DATA EN EL ANÁLISIS ECONÓMICO-FINANCIERO DE LA EMPRESA: PROPUESTAS EMPÍRICAS EN LA PREDICCIÓN DEL FRACASO* [Tesis doctoral, Universidad Politécnica de Cartagena]. Repositorio Académico Digital. <https://repositorio.upct.es/handle/10317/12276>

- Noh, S-H. (2023). Comparing the Performance of Corporate Bankruptcy Prediction Models Based on Imbalanced Financial Data. *Sustainability*, 15(6), 4794. <https://doi.org/10.3390/su15064794>
- Nolazco, F. A., Mejia, K. & Sicheri, L. (2020). La liquidez en los procesos económicos de una empresa de decoración de interiores, Lima 2019. *Espíritu Emprendedor TES*, 4(1), 1-12. <https://doi.org/10.33970/eetes.v4.n1.2020.178>
- Nugrahanti, Y. W., Sutrisno, T. F., Rahman, A. F. & Mardiaty, E. (2020). DO FIRM CHARACTERISTICS, POLITICAL CONNECTION AND CORPORATE GOVERNANCE MECHANISM AFFECT FINANCIAL DISTRESS (EVIDENCE FROM INDONESIA). *International Journal of Trade and Global Markets*, 13(2), 220-250. <https://doi.org/10.1504/IJTGM.2020.10021569>
- Nyitrai, T. (2019). Dynamization of bankruptcy models via indicator variables. *Benchmarking: An International Journal*, 26(1), 317-332. <https://doi.org/10.1108/BIJ-03-2017-0052>
- Ochoa, S. A. & Toscano, J. A. (2021). Revisión crítica de la literatura sobre el análisis financiero de las empresas. *Nóesis. Revista de Ciencias Sociales y Humanidades*, 21(41), 73–100. <https://doi.org/10.20983/noesis.2012.1.3>
- Ogachi, D. O. (2021). *Ratio Analysis Determinants of Financial Performance of Listed Banks in Kenya*. [Tesis doctoral, Hungarian University of Agriculture and Life Sciences]. Repositorio MATER Doctoral Thesis. <https://phd.mater.uni-mate.hu/59/>
- Ogachi, D. O., Ndege, R., Gaturu, P. & Zoltan, Z. (2020). Corporate Bankruptcy Prediction Model, a Special Focus on Listed Companies in Kenya. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(3),47. <https://doi.org/10.3390/jrfm13030047>
- Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Olivera, J. (2014). *Análisis de Estados Financieros*. UNID, Editorial Digital.
- Omeñaca, J. (2017). *Contabilidad General* (13ra ed.) Deusto.

- Onakoya, A. B. & Olotu, A. E. (2017). Bankruptcy and Insolvency: An Exploration of Relevant Theories. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 7 (3), 706-712. <https://dergipark.org.tr/en/pub/ijefi/issue/32021/354317?publisher=httpwww-cag-edu-tr-ilhan-ozturk>
- Ooghe, H. & De Prijcker, S. (2008). Failure processes and causes of company bankruptcy: a typology. *Management Decision*, 46 (2), 223-242. <https://doi.org/10.1108/00251740810854131>
- Orellana, I. F., Pinos, L. G., Reyes, M. A., Cevallos, E. de R. & Tonon, L. B. (2023). Probabilidad de quiebra empresarial en el sector de construcción del Ecuador: Periodo 2011-2020. *Económicas CUC*, 44(2), 9-32. <https://doi.org/10.17981/econcuc.44.2.2023.Econ.2>
- Ortiz, H. (2018). *Análisis financiero aplicado, bajo NIIF* (16ta ed.). Universidad Externado de Colombia.
- Otzen, T. & Manterola, C. (2017). Técnicas de Muestreo sobre una Población a Estudio. *International Journal of Morphology*, 35(1), 227-232. <http://dx.doi.org/10.4067/S0717-95022017000100037>
- Özparlak, G. & Özdemir, M. (2022). Corporate Bankruptcy Prediction Using Machine Learning Methods: The Case of the USA. *International Journal of Management Economics and Business*, 18(4), 1007-1031. <http://dx.doi.org/10.17130/ijmeb.1079688>
- Papana, A. & Spyridou, A. (2020). Bankruptcy Prediction: The Case of the Greek Market. *Forecasting*, 2(4), 505-525. <https://doi.org/10.3390/forecast2040027>
- Park, M. S., Son, H., Hyun, C. & Hwang, H. J. (2021). Explainability of machine learning models for bankruptcy prediction. *IEEE Access*, 9, 124887-124899. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3110270>
- Pavlicko, M., Durica M. & Mazanec, J. (2021). Ensemble Model of the Financial Distress Prediction in Visegrad Group Countries. *Mathematics*, 9(16), 1886. <https://doi.org/10.3390/math9161886>

- Pavlicko, M. & Mazanec, J. (2022). Minimalistic Logit Model as an Effective Tool for Predicting the Risk of Financial Distress in the Visegrad Group. *Mathematics*, 10(8),1302. <https://doi.org/10.3390/math10081302>
- Pelaez, A. & Loscertales, P. (2021). Key Ratios for Long-Term Prediction of Hotel Financial Distress and Corporate Default: Survival Analysis for an Economic Stagnation. *Sustainability*, 13(3),1473. <https://doi.org/10.3390/su13031473>
- Pelekh, U., Khocha, N. & Holovchak, H. (2020). Financial statements as a management tool. *Management Science Letters*, 10(1), 197-208. <https://doi.org/10.5267/j.msl.2019.8.003>
- Pellegrino, M., Lombardo, G., Adosoglou, G., Cagnoni, S., Pardalos, P. M. & Poggi, A. (2024). A Multi-Head LSTM Architecture for Bankruptcy Prediction with Time Series Accounting Data. *Future Internet*, 16(3), 79. <https://doi.org/10.3390/fi16030079>
- Pérez, J. I., Lopera, M. & Vásquez, F. A. (2017). Estimación de la probabilidad de riesgo de quiebra en las empresas colombianas a partir de un modelo para eventos raros. *Cuadernos de Administración*, 30 (54), 7-38. <https://doi.org/10.11144/Javeriana.cao30-54.eprqe>
- Pérez, Y. (2020). *El riesgo de la información financiera* [Tesis doctoral, Universidad Complutense de Madrid]. Repositorio Académico Digital. <https://produccioncientifica.ucm.es/documentos/607f7798e28ee447733ad61b>
- Pisula, T. (2020). An Ensemble Classifier-Based Scoring Model for Predicting Bankruptcy of Polish Companies in the Podkarpackie Voivodeship. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(2), 37. <https://doi.org/10.3390/jrfm13020037>
- Platikanova, P. (2005). El análisis económico-financiero: Estado del arte. *Revista de contabilidad y dirección*, 2, 95-120. https://accid.org/wp-content/uploads/2018/09/analisis_castellano_095-120.pdf
- Plumley, D., Serbera, J.-P. & Wilson, R. (2021). Too big to fail? Accounting for predictions of financial distress in English professional football clubs. *Journal of Applied Accounting Research*, 22(1), 93-113. <https://doi.org/10.1108/JAAR-05-2020-0095>

- Polanía, C., Cardona, F., Castañeda, G., Vargas, I., Calvache, O. & Abanto, W. (2020). *Metodología de investigación Cuantitativa & Cualitativa*. Institución Universitaria Antonio José Camacho. <https://repositorio.uniajc.edu.co/handle/uniajc/596>
- Prusak, B. (Ed.) (2020). Corporate bankruptcy prediction: International trends and local experience. *Journal of Risk and Financial Management*, ISBN 978-3-03928-912-7, MDPI, Basel, <https://doi.org/10.3390/books978-3-03928-912-7>
- Ptak-Chmielewska, A. (2021). Bankruptcy prediction of small-and medium-sized enterprises in Poland based on the LDA and SVM methods. *Statistics in Transition New Series*, 22(1), 179-195. <https://doi.org/10.21307/stattrans-2021-010%0A>
- Qian, H., Wang, B., Yuan, M., Gao, S. & Song, Y. (2022). Financial distress prediction using a corrected feature selection measure and gradient boosted decision tree. *Expert Systems with Applications*, 190, 116202. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116202>
- Qu, Y., Quan, P., Lei, M., & Shi, Y. (2019). Review of bankruptcy prediction using machine learning and deep learning techniques. *Procedia Computer Science*, 162, 895-899. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.065>
- Rachma Sari, K., Martini, R., Almira, N., Hartati, S., & Husin, F. (2022). Prediction of Bankruptcy Risk Using Financial Distress Analysis. *Golden Ratio of Finance Management*, 2(2), 77 - 86. <https://doi.org/10.52970/grfm.v2i2.127>
- Radovanovic, J. & Haas, C. (2023). The evaluation of bankruptcy prediction models based on socio-economic costs. *Expert Systems with Applications*, 227, 120275. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120275>
- Rahman, M. J. & Zhu, H. (2024). Predicting financial distress using machine learning approaches: Evidence China. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 20(1), 100403. <https://doi.org/10.1016/j.jcae.2024.100403>

- Rahman, M., Sa, C. L. & Masud, M. A. K. (2021). Predicting Firms' Financial Distress: An Empirical Analysis Using the F-Score Model. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(5),199. <https://doi.org/10.3390/jrfm14050199>
- Rasolomanana, O. M. (2022). *Bankruptcy Prediction Model Using Machine Learning* [Tesis doctoral, Hokkaido University]. Hokkaido University Collection of Scholarly and Academic Papers (HUSCAP). <https://doi.org/10.14943/doctoral.k14923>
- Reyes, A. Y. & Sandoval, D. A. (2021). *Metodologías, enfoques y estructuras de trabajos de investigación en las Ciencias Administrativas*. El Colegio de Chihuahua. <http://www.colech.edu.mx/cont/descargables/metodologias.pdf>
- Reymen, I., Berends, H., Oudehand, R. & Stultiëns, R. (2017). Decision making for business model development: A process study of effectuation and causation in new technology-based ventures. *R&D Management*, 47(4), 595-606. <http://doi.org/10.1111/radm.12249>
- Rico, M., Pandit, N. R., & Puig, F. (2020). SME insolvency, bankruptcy, and survival: an examination of retrenchment strategies. *Small Business Economics*, 57, 111-116. <https://doi.org/10.1007/s11187-019-00293-z>
- Rodríguez, A. & Pérez, A. O. (2017). Métodos científicos de indagación y de construcción del conocimiento. *Revista Escuela de Administración de Negocios*, (82), 175–195. <https://doi.org/10.21158/01208160.n82.2017.1647>
- Rodríguez, C., Maté, M. & López, F. (2017). El contagio en el fracaso empresarial como consecuencia de la proximidad geográfica: un análisis con los estadísticos join-count aplicado al sector servicios. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 23, 75-95.
- Rodríguez, D. & González, G. (2019). *Principios de econometría*. Fondo Editorial Instituto Tecnológico de Metropolitano.
- Rodríguez, J. J. (2019). *Nuevo Régimen de Insolvencia*. Universidad Externado de Colombia.

- Rojas, M., Valencia, S & Jiménez, L. (2019). Análisis de indicadores financieros en los procesos de licitación en Colombia. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 20(39), 213-229. <https://doi.org/10.22395/rium.v20n39a12>
- Romero, A. (2010). *Principios de Contabilidad* (4ta ed.). McGraw Hill.
- Romero, E. (2013). Alcances y limitaciones de los modelos de capacidad predictiva en el análisis del fracaso empresarial. *AD-Minister*, (23), 45–70. Recuperado a partir de <https://publicaciones.eafit.edu.co/index.php/administer/article/view/2243>
- Roque, D. I. & Caicedo, A. (2022). Detección de insolvencia financiera mediante el modelo Z-Altman en empresas colombianas no cotizantes durante el periodo 2016-2019. *Contabilidad Y Negocios*, 17(33), 167-192. <https://doi.org/10.18800/contabilidad.202201.007>
- Sánchez, H., Reyes, C. & Mejía, K. (2018). *Manual de términos en investigación científica, tecnológica y humanística*. Universidad Ricardo Palma. Vicerrectorado de Investigación. <https://www.urp.edu.pe/pdf/id/13350/n/libro-manual-de-terminos-en-investigacion.pdf>
- Sánchez, M. A. & Medina, S. (2023). Factores económicos que explican la bancarrota de empresas. *Investigación administrativa*, 52(131), 00006. <https://doi.org/10.35426/iav52n131.06>
- Santiago, E. (2022). Apalancamiento financiero en tiempo de pandemia por covid-19 como estrategia de sostenibilidad de las empresas en Colombia. *Revista Investigación y Gestión*, 5(1)1-15. <https://doi.org/10.22463/26651408.3746>
- Saleem, U. (2019). *Downside Risk Applied to Bankruptcy Prediction Models* [Tesis doctoral, COMSATS University, Islamabad]. Pakistan Research Repository (PRR). <http://pr.hec.gov.pk/jspui/handle/123456789/12513>
- Salehi, M., Mousavi Shiri, M., & Hossini, S. Z. (2020). The relationship between managerial ability, earnings management and internal control quality on audit fees in Iran. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 69(4), 685-703. <https://doi.org/10.1108/IJPPM-07-2018-0261>

- Sarasvathy, S., Kumar, K., York, J. G., & Bhagavatula, S. (2014). An effectual approach to international entrepreneurship: Overlaps, challenges, and provocative possibilities. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 38(1), 71-93. <http://doi.org/10.1111/etap.12088>
- Svabova, L., Michalkova, L., Durica, M. & Nica, E. (2020). Business Failure Prediction for Slovak Small and Medium-Sized Companies. *Sustainability*, 12(11), 4572. <https://doi.org/10.3390/su12114572>
- Scarfó, E., Vélez, P., Sandoval, J., Castilla, P., Ortiz, D. & Merlo, M. (Coord.). (2023). *Análisis financiero integral: teoría y práctica* (1ra ed.). Alpha Editorial.
- Scherger, V., Terceño, A. & Vigier, H. (2017). The OWA distance operator and its application in business failure. *Kybernetes*, 46(1), 114-130. <https://doi.org/10.1108/K-05-2016-0107>
- Seijas, M. N. (2019). Evaluación y predicción del riesgo de crédito en una institución de microfinanzas uruguaya [Tesis doctoral, Universidad de Santiago de Compostela]. Repositorio Académico Digital. <https://minerva.usc.es/xmlui/handle/10347/20162>
- Seymore, B. P. (2022). *Financial Indicators of Bankruptcy Risk in Local Government Entities* [Tesis doctoral, Liberty University]. Scholars Crossing The Institutional Repository of Liberty University. <https://digitalcommons.liberty.edu/doctoral/3647>
- Shafiee, M. & Fakhari, H. (2021). Evaluation of back propagation-artificial neural network (BP-ANN) fit rate and types of vector machine algorithms in estimating the bankruptcy prediction of companies listed on tehran stock exchange. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education (TURCOMAT)*, 12(14), 1854-1868. <https://turcomat.org/index.php/turkbilmate/article/view/10527>
- Sharma, A. & Paliwal, K. (2015). A deterministic approach to regularized linear discriminant analysis. *Neurocomputing*, 151(1), 207-214. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2014.09.051>
- Shen, F., Liu, Y. & Wang, R. (2020). A dynamic financial distress forecast model with multiple forecast results under unbalanced data environment. *Knowledge-Based Systems*, 192, 105365. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2019.105365>

- Shetty, S., Musa, M. & Brédart, X. (2022). Bankruptcy Prediction Using Machine Learning Techniques. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(1),35. <https://doi.org/10.3390/jrfm15010035>
- Shi, Y. (2022). *Bankruptcy prediction analysis: application of altman z-score approach in airline industry* [Tesis doctoral, Universitat Rovira i Virgili]. Repository TDX (Tesis Doctorals en Xarxa). <https://www.tdx.cat/handle/10803/673428?show=full>
- Shi, Y. & Li, X. (2019). An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. *Intangible Capital*, 15(2), 114-127. <https://doi.org/10.3926/ic.1354>
- Shumway, T. (2001). Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. *Journal of Business*, 74 (1), 101-124. <https://doi.org/10.2139/ssrn.171436>
- Sigrist, F. & Leuenberger, N. (2023). Machine learning for corporate default risk: Multi-period prediction, frailty correlation, loan portfolios, and tail probabilities. *European Journal of Operational Research*, 305 (3), 1390-1406. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2022.06.035>
- Simiyu, D. W. & Otuya, W. (2019). A Critical Literature Review of Capital Structure Theories. *American Based Research Journal*, 8(11). <https://ssrn.com/abstract=3585708>
- Sion, G. (2018). How artificial intelligence is transforming the economy. Will cognitively enhanced machines decrease and eliminate tasks from human workers through automation? *Journal of Self-Governance and Management Economics*, 6(4). <https://doi.org/10.22381/JSME6420185>
- Situm, M. (2023). Financial distress in the Austrian tourism industry: hotels and restaurants analysis. *European Journal of Tourism Research*, 34, 3411. <https://doi.org/10.54055/ejtr.v34i.2992>
- Smith, M. & Alvarez, F. (2022). Predicting Firm-Level Bankruptcy in the Spanish Economy Using Extreme Gradient Boosting. *Computational Economics*, 59, 263–295. <https://doi.org/10.1007/s10614-020-10078-2>

- Smith, R. F. & Winakor, A. H. (1935). *Changes in the financial structure of unsuccessful industrial corporations*. Urbana: University of Illinois.
- Solórzano, R. G. (2022). Modificación del Modelo Altman Z Score: Indicador de Estabilidad Financiera. *Revista Tecnológica-Educativa Docentes* 2.0, 14(1), 36-42. <https://doi.org/10.37843/rted.v14i1.298>
- Son, H., Hyun, C., Phan, D. & Hwang, H. J. (2019). Data analytic approach for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 138, 112816. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.07.033>
- Sordo, J. I. (2021). *Herramienta de alerta temprana para la predicción de insolvencias en empresas constructoras de edificios = Early warning tool for insolvency predictions in building construction companies* [Tesis doctoral, Universidad Politécnica de Madrid]. Archivo Digital UPM. <https://doi.org/10.20868/UPM.thesis.70044>
- Srebro, B., Mavrenski, B., Bogojević Arsić, V., Knežević, S., Milašinović, M. & Travica, J. (2021). Bankruptcy Risk Prediction in Ensuring the Sustainable Operation of Agriculture Companies. *Sustainability*, 13(14), 7712. <https://doi.org/10.3390/su13147712>
- Štefko, R., Horváthová, J. & Mokrišová, M. (2020). Bankruptcy Prediction with the Use of Data Envelopment Analysis: An Empirical Study of Slovak Businesses. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(9), 212. <https://doi.org/10.3390/jrfm13090212>
- Succurro, M., Arcuri, G. & Costanzo, G. D. (2019). A combined approach based on robust PCA to improve bankruptcy forecasting. *Review of Accounting and Finance*, 18 (2), 296-320. <https://doi.org/10.1108/RAF-04-2018-0077>
- Superintendencia de Sociedades de Colombia. (2012). *Causas de la Insolvencia Empresarial* (4ta ed.). Revista Supersociedades. <https://www.supersociedades.gov.co/documents/20122/532822/Causas+de+la+Insolvencia+Colombia.pdf/7143a62a-5367-9110-c9e7-b67beef81b6c?t=1661785234574>

- Superintendencia de Sociedades de Colombia. (2022). Atlas de Insolvencia en Colombia Datos y Cifras Primer Trimestre del 2022 [presentación de diapositivas]. Recuperado a partir de <http://bit.ly/3GMVi32>
- Superintendencia de Sociedades de Colombia. (2023). *Sistema Integrado de Información Societaria (SIIS)*. <https://siis.ia.supersociedades.gov.co/#/massivereports>
- Taffler, R. J. (1982). Forecasting Company Failure in the UK Using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data. *Journal of Royal Statistical Society, Series A*, 145, 342-358. <https://doi.org/10.2307/2981867>
- Takahashi, K., Kurokawa, Y & Watase, K. (1984). Corporate bankruptcy prediction in Japan. *Journal of Banking & Finance*, 8 (2), 229-247. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(84\)90005-0](https://doi.org/10.1016/0378-4266(84)90005-0)
- Támara, A. L., Villegas, G. C., Leones, M. C. & Salazar, J. A. (2018). Modelación del riesgo de insolvencia en empresas del sector salud empleando modelos logit. *Revista de métodos cuantitativos para la economía y la empresa*, 26,128-145. <https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconempresa.2757>
- Támara, A. L., Villegas, G. C., & De Andrés, J. (2019). Una revisión sistemática de la literatura en torno a la quiebra empresarial para el período 2012- 2017. *Espacios*, 40(4), 25. <https://www.revistaespacios.com/a19v40n04/19400425.html>
- Terceño, A., Vigier, H. & Scherger, V. (2018). Prediction of Business Failure with Fuzzy Models. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 26, 21–38. <https://doi.org/10.1142/S0218488518400020>
- Thanh-Long, N., Minh, T. & Hong-Chuong, L. (2022). A Back Propagation Neural Network Model with the Synthetic Minority Over-Sampling Technique for Construction Company Bankruptcy Prediction. *International Journal of Sustainable Construction Engineering and Technology*, 13(3), 68-79. <https://publisher.uthm.edu.my/ojs/index.php/IJSCET/article/view/11000>

- Theodossiou, P. T. (1993). Predicting Shifts in the Mean of a Multivariate Time Series Process: An Application in Predicting Business Failures. *Journal of the American Statistical Association*, 88(422), 441-449. <https://doi.org/10.2307/2290323>
- Toudas, K., Archontakis, S. & Boufounou, P. (2024). Corporate Bankruptcy Prediction Models: A Comparative Study for the Construction Sector in Greece. *Computation*, 12(1), 9. <https://doi.org/10.3390/computation12010009>
- Tron, A., Dallochio, M., Ferri, S. & Colantoni, F. (2022). Corporate governance and financial distress: lessons learned from an unconventional approach. *Journal of Management and Governance*, 27, 425-456. <https://doi.org/10.1007/s10997-022-09643-8>
- Tripathi, V. (2021). Capital Structure, Financial Performance and Agency Theory in the Automobile Industry in India. *The IUP Journal of Accounting Research & Audit Practices*, 20 (2), 58-78. <https://ssrn.com/abstract=3946822>
- Tsai, C. F. (2020). Two-stage hybrid learning techniques for bankruptcy prediction. *Statistical Analysis And Data Mining*, 13(6), 565-572. <https://doi.org/10.1002/sam.11482>
- Tumpach, M., Surovičová, A., Juhászová, Z., Marci, A. & Kubaščíková, Z. (2020). Prediction of the Bankruptcy of Slovak Companies Using Neural Networks with SMOTE. *Ekonomický časopis (Journal of Economics)*, 68(10), 1021-1039. <https://doi.org/10.31577/ekoncas.2020.10.03>
- Uchida, H., Miyakawa, D., Hosono, K., Ono, A. & Uchino, T. (2015). Financial shocks, bankruptcy, and natural selection. *Japan and the World Economy*, 36, 123-135. <https://doi.org/10.1016/j.japwor.2015.11.002>
- Useche, M. C., Artigas, W., Queipo, B. & Perozo, E. (2019). *Técnicas e instrumentos de recolección de datos cuali-cuantitativos* (1ra ed.). Universidad de La Guajira. <https://repositoryinst.uniguajira.edu.co/bitstream/handle/uniguajira/467/88.%20Tecnicas%20e%20instrumentos%20recolección%20de%20datos.pdf?sequence=1>

- Van, M. G., Şehribanoğlu, S. & Van, M. H. (2021). Analysis of the factors which affect financial failure and bankruptcy with generalized ordered logit model. *Uluslararası Yönetim İktisat Ve İşletme Dergisi*, 17(1), 63-78. <https://doi.org/10.17130/ijmeb.803957>
- Valaskova, K., Durana, P., Adamko, P. & Jaros, J. (2020). Financial Compass for Slovak Enterprises: Modeling Economic Stability of Agricultural Entities. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(5), 92. <https://doi.org/10.3390/jrfm13050092>
- Valaskova, K., Kliestik, T., Svabova, L. & Adamko, P. (2018). Financial risk measurement and prediction modelling for sustainable development of business entities using regression analysis. *Sustainability*, 10(7), 2144. <https://doi.org/10.3390/su10072144>
- Vargas, J. A. (2014). Modelos de Beaver, Ohlson y Altman: ¿Son realmente capaces de predecir la bancarrota en el sector empresarial costarricense?. *Tec Empresarial*, 8 (3), 29-40. <https://doi.org/10.18845/te.v8i3.2078>
- Vasilev, D., Cvetković, D. & Grgur, A. (2019). Detection of fraudulent actions in the financial statements with particular emphasis on hotel companies. *Hotel and Tourism Management*, 7(1), 115-125. <https://doi.org/10.5937/menhottur1901115V>
- Vela, L. & Guerrero, G. E. (2020). *Guía para la construcción de modelos de regresión lineal clásico y modelos de elección binaria con STATA 15*. Editorial Universitaria, Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo.
- Vela, L. & Guerrero, G. E. (2021). *La microeconometría en la investigación social: Construcción de modelos de regresión lineal clásico y modelos de elección binaria con STATA15*. Editorial Universitaria, Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo.
- Vochozka, M., Vrbka, J. & Suler, P. (2020). Bankruptcy or Success? The Effective Prediction of a Company's Financial Development Using LSTM. *Sustainability*, 12(18), 7529. <https://doi.org/10.3390/su12187529>
- Voda, A. D., Dobrotă, G., Țîrcă, D. M., Dumitrașcu, D. D. & Dobrotă, D. (2021). Corporate bankruptcy and insolvency prediction model. *Technological and Economic Development of Economy*, 27(5), 1039-1056. <https://doi.org/10.3846/tede.2021.15106>

- Vuković, B., Milutinović, S., Milićević, N. & Jakšić, D. (2020). Corporate Bankruptcy Prediction: Evidence from Wholesale Companies in the Western European Countries. *Ekonomický časopis (Journal of Economics)*, 68(5), 477–498. <https://www.sav.sk/journals/uploads/0603142105%2020%20Vukovic%20a%20kol.%20+%20SR.pdf>
- Wahlstrøm, R. (2021). *Financial data science for exploring and explaining the ever-increasing amount of data* [Tesis doctoral, Norwegian University of Science and Technology]. NTNU Business School and the Faculty of Economics and Management at the Norwegian University of Science and Technology. <https://hdl.handle.net/11250/2772003>
- Waqas, H. & Md-Rus, R. (2018). Predicting financial distress: Applicability of O-score and logit model for Pakistani firms. *Business and Economic Horizons*, 14(2), 389-401. <http://dx.doi.org/10.15208/beh.2018.28>
- Wenfang, Z. & Ayisi, A. L. (2020). Earnings management and corporate performance: An empirical evidence from Ghana. *Research Journal of Finance and Accounting*, 11(10), 1-13. <https://doi.org/10.7176/RJFA/11-10-01>
- Wieprow, J. & Gawlik, A. (2021). The Use of Discriminant Analysis to Assess the Risk of Bankruptcy of Enterprises in Crisis Conditions Using the Example of the Tourism Sector in Poland. *Risks*, 9(4), 78. <https://doi.org/10.3390/risks9040078>
- Wijekoon, N. & Azeez, A. A. (2015). An Integrated Model to Predict Corporate Failure of Listed Companies in Sri Lanka. *International Journal of Business and Social Research*, 5(7), 01-14. <http://repository.kln.ac.lk/handle/123456789/11733>
- Xu, W., Fu, H. & Pan, Y. (2019). A Novel Soft Ensemble Model for Financial Distress Prediction with Different Sample Sizes. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019, e3085247. <https://doi.org/10.1155/2019/3085247>
- Yan, D., Chi, G. & Lai, K. K. (2020). Financial Distress Prediction and Feature Selection in Multiple Periods by Lassoing Unconstrained Distributed Lag Non-linear Models. *Mathematics*, 8(8), 1275. <https://doi.org/10.3390/math8081275>

- Yenni, Y., Arifin, A., Gunawan, E., Pakpahan, L. & Siregar, H. (2021). THE IMPACT OF SOLVENCY AND WORKING CAPITAL ON PROFITABILITY. *Journal of Industrial Engineering & Management Research*, 2(4), 15-38. <https://doi.org/10.7777/jiemar.v2i4.158>
- Yildirim, M., Okay, F. Y. & Özdemir, S. (2021). Big data analytics for default prediction using graph theory. *Expert Systems with Applications*, 176, 114840. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114840>
- Yousaf, M. & Bris, P. (2021). Assessment of bankruptcy risks in Czech companies using regression analysis. *Problems and Perspectives in Management*, 19(3), 46-55. [http://dx.doi.org/10.21511/ppm.19\(3\).2021.05](http://dx.doi.org/10.21511/ppm.19(3).2021.05)
- Zambrano, F. (2022). *Factores explicativos del desempeño financiero de las empresas del sector de la piedra natural en España e Italia* [Tesis doctoral, Universidad de Almería]. Repositorio Académico Digital. <https://repositorio.ual.es/handle/10835/14028>
- Zhang, L., Yang, W., Yang, L., & Gao, L. (2022). How does the value co-creation of e-commerce platform and manufacturers affect channel performance? The moderating role of innovation capability and market turbulence. *Electronic Commerce Research and Applications*, 52, 101120. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2022.101120>
- Zhao, L. (2018). Literature Review of Capital Structure Theory and Influencing Factors. *Modern Economy*, 9, 1644-1653. <https://doi.org/10.4236/me.2018.910103>
- Zhao, Z., Xu, S., Kang, B. H., Kabir, M. M., Liu, Y. & Wasinger, R. (2015). Investigation and improvement of multi-layer perception neural networks for credit scoring. *Expert Systems With Applications*, 42, 3508-3516. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.12.006>
- Zhou, L. & Lai, K. (2017). AdaBoost Models for Corporate Bankruptcy Prediction with Missing Data. *Computational Economics*, 50(1), 69-94. <https://doi.org/10.1007/s10614-016-9581-4>
- Zimon, G., Appolloni, A., Tarighi, H., Shahmohammadi, S. & Daneshpou, E. (2021). Earnings Management, Related Party Transactions and Corporate Performance: The Moderating Role of Internal Control. *Risks*, 9(8), 146. <https://doi.org/10.3390/risks9080146>

- Zizi, Y., Amine, J., Badreddine, E., Mohamed, O. & Abdeslam, E. (2021). An Optimal Model of Financial Distress Prediction: A Comparative Study between Neural Networks and Logistic Regression. *Risks* 9(11), 200. <https://doi.org/10.3390/risks9110200>
- Zmeškal, Z., Dluhošová, D., Lisztwanová, K., Pončík, A. & Ratmanová, I. (2023). Distribution Prediction of Decomposed Relative EVA Measure with Levy-Driven Mean-Reversion Processes: The Case of an Automotive Sector of a Small Open Economy. *Forecasting*, 5(2), 453-471. <https://doi.org/10.3390/forecast5020025>
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-82. <http://dx.doi.org/10.2307/2490859>
- Zoričák, M., Gnip, P., Drotárb, P. & Gazda, V. (2020). Bankruptcy prediction for small-and medium-sized companies using severely imbalanced datasets. *Economic Modeling*, 84, 165-76. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2019.04.003>

OTRAS FUENTES CONSULTADAS

Agudelo, A. A. (2021). *Análisis financiero corporativo*. Editorial Universidad Nacional de Colombia.

https://www.fadmon.unal.edu.co/fileadmin/user_upload/investigacion/centro_editorial/libros/libros2021/analisis_financiero_corporativo-comprimido.pdf

Aldás, J. & Uriel, E. (2017). *Análisis multivariante aplicado con R* (2da ed.). Ediciones Paraninfo, S.A.

Appiah, K., Chizema, A. & Arthur, J. (2015). Predicting corporate failure: A systematic literature review of methodological issues. *International Journal of Law and Management*, 57(5), 461-485. <https://doi.org/10.1108/IJLMA-04-2014-0032>

Betancourt, J. & Polanco, I. (2021). *Análisis de datos con Power Bi, R-Rstudio y Knime*. RA-MA, S.A.

Chu, M. (2023). *Finanzas aplicadas: Teoría y práctica* (5ta ed.). Editorial UPC.

Fernández, J. (2018). *Administración financiera*. Ediciones USTA. <https://repository.usta.edu.co/bitstream/handle/11634/15410/Obracompleta.2018Fernandezjose.pdf?sequence=1>

González, M., Guzmán, A. & Trujillo, M. (2020). *Gerencia Financiera basada en valor: Hacia un proceso sistemático para la toma de decisiones financieras*. Editorial CESA.

Kronthaler, F. & Zöllner, S. (2021). *Data Analysis with RStudio: An Easygoing Introduction* (1st ed.). Springer Spektrum.

Mora, A. (2021). *Contabilidad financiera: análisis y supuestos prácticos* (3ra ed.). Thomson Reuters Aranzadi.

Muñoz, A. & Ibáñez, E. (2023). *Análisis de Estados Financieros* (2da ed.). Editorial Sanz y Torres, S.L.

- Pérez, J. (2024). *Análisis de estados financieros: Fundamentos, análisis prospectivo e interpretación bajo distintas perspectivas*. Editorial de la Universidad Católica de Córdoba.
- Pérez, R. (2019). *Modelación financiera: conceptos y aplicaciones* (1ra ed.). Universidad Piloto de Colombia, Seccional del Alto Magdalena.
- Ramírez, L. M. (2022). *Análisis financiero de proyectos en hoja de cálculo* (1ra ed.). Editorial Colex, S.L.
- Stock, J. & Watson, M. (2020). *Introduction to Econometrics* (4th ed.). Pearson Education Limited.
- Vettriselvan, R. (2023). *Análisis de ratios financieros: Casos para comprender* (Edición en Español). Ediciones Nuestro Conocimiento.

ANEXOS

CARTA DE VALIDACIÓN DE INSTRUMENTOS

Revisión Bibliográfica de Tesis Doctoral

Neiva, 8 de diciembre de 2023

Doctor

Eduardo Pastrana Bonilla

Estimado docente;

Reciba un saludo muy cordial, permito enviarle esta comunicación para solicitar su valiosa colaboración, en calidad de experto, para la validación del instrumento elaborado con el fin de recolectar la información necesaria para la investigación titulada:

Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección "N" de servicios

Investigación que tiene como objetivo principal: *Diseñar un modelo econométrico de regresión logit predictivo para el riesgo de insolvencia de las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección "N" de servicios, aplicado a los resultados del análisis de los estados financieros mediante ratios como variables predictoras.*

En la selección del enfoque de recolección de datos se eligieron dos tipos: **documental y cuantitativo**. La investigación presentada es de tipo **cuantitativa** y se ha seleccionado como técnica de recolección de información el enfoque de **análisis documental**, toda vez que faculta al investigador en la exploración exhaustiva de textos y documentos del tipo hojas de cálculo, reportes contables, información financiera, revistas científicas, libros, base de datos oficiales entre otras. El procedimiento de instrumentación acorde con el enfoque de **análisis documental** y la ruta cuantitativa sobre la cual se encamina la investigación demanda la utilización de tres tipos de instrumentos que permitan recabar y medir los datos asociados a las variables de estudio de la muestra elegida. En vista de que en las labores investigativas es posible contar con diferentes métodos para la recolección de datos, los cuales son tan eficaces y beneficiosos como los tradicionales cuestionarios o las escalas de actitudes, se han elegido los siguientes instrumentos

de medición: a) **datos secundarios** (recolectados por otros investigadores), b) **análisis de indicadores, fórmulas y ecuaciones** y c) **matriz o ficha de registro**.

En secuencia lógica se parte el análisis documental para la determinación de las variables apropiadas (ratios financieros y variables de control), continuando por la selección de la fuente de información en este caso de datos secundarios obtenidos del **Sistema Integrado de Información Societaria (SIIS)** de la **Superintendencia de Sociedades de Colombia**. Posteriormente se consolidan los datos financieros en una matriz de registro, a partir de la cual se aplicarán la técnica del cálculo para determinar el resultado de cada ratio financiera, luego el análisis de indicadores, formulas y ecuaciones se pone en práctica para interpretar los resultados. Finalmente, con el uso de la herramienta estadística R serán aplicadas las técnicas estadísticas necesarias para la construcción, testeo y elección del modelo de regresión logit para predecir el riesgo de insolvencia con el mejor grado de ajuste sobre los datos recolectados.

Esta investigación es realizada por **Carlos Augusto Murcia Diaz** como requisito para optar al título de **Doctor en Economía y Finanzas** de la Universidad Benito Juárez G. de México.

Si desea obtener más información puede comunicarse al correo electrónico camurdia@gmail.com.

De antemano le agradezco su muy valiosa colaboración.

Atentamente,

Carlos Augusto Murcia Diaz

C.C. 1078246804

CEL. +57 310 791 0988

Anexo. Matriz de evaluación.

FORMATO DE VALIDACIÓN

Instrumento: Revisión Bibliográfica de Tesis Doctoral

Investigación: Diseño de un modelo econométrico de regresión logit predictivo: riesgo de insolvencia en compañías colombianas de la sección "N" de servicios

Objetivo general: Diseñar un modelo econométrico de regresión logit predictivo para el riesgo de insolvencia de las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección "N" de servicios, aplicado a los resultados del análisis de los estados financieros mediante ratios como variables predictoras.

Objetivos Específicos:

- Identificar cuales ratios financieras tienen mayor significancia sobre el riesgo de insolvencia en las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección "N" de servicios..
- Establecer si la antigüedad y/o el tamaño (activos y patrimonio) de las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección "N" de servicios influyen sobre el riesgo de insolvencia.
- Determinar el grado de acierto del modelo econométrico de regresión logit predictivo diseñado sobre el riesgo de insolvencia en las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección "N" de servicios.
- Plantear las posibles acciones preventivas y correctivas que desde el ámbito de la gestión financiera permitan contrarrestar los efectos de la insolvencia empresarial en las compañías colombianas cuya actividad económica hace parte de la sección "N" de servicios a partir de la ratio de mayor incidencia sobre el fenómeno de estudio.

Aspectos específicos

Instrucciones: Por favor diligenciar con las referencias que proyecta realizar las fuentes o referencias bibliográficas consultadas.

Se tomarán en cuenta cada uno de sus valiosos comentarios, así que siéntase en libertad de añadirlos en el espacio de observaciones.

REFERENCIA BIBLIOGRÁFICA	TIPO DE FUENTE DE INFORMACIÓN	AÑO DE PUBLICACIÓN	GRADO DE RELACIÓN				OBSERVACIONES
			Tesis Doctoral	Artículo de revista	Libro	Enlace o web	
Superintendencia de Sociedades de Colombia. (2023). <i>Sistema Integrado de Información Societaria (SIIS)</i> . https://siis.ia.supersociedades.gov.co/#/massivereports	Secundaria	2023				X	Seleccionar la muestra de datos utilizando series de tiempo que permitan obtener una base de información secuencial. En otras palabras, elegir empresas que tengan el mismo número de períodos de información reportados.
Bernate, M. & Gómez, F. (2021). Predicción de la quiebra en las empresas. Una revisión de literatura. <i>Revista Activos</i> , 19(1), 112 – 142 https://doi.org/10.15332/25005278.6684	Primaria	2021		X			Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
Támara, A. L., Villegas, G. C., Leones, M. C. & Salazar, J. A. (2018). Modelación del riesgo de insolvencia en empresas del sector salud empleando modelos logit. <i>Revista De Métodos Cuantitativos Para La Economía Y La Empresa</i> , 26,128-145. https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconomia.2757	Primaria	2018		X			Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
Díaz, L., Morales, M. & León, L. (2018). <i>Análisis estadístico de datos categóricos</i> (1ra ed.). Universidad Nacional de Colombia.	Primaria	2018				X	Complementar con bibliografía de análisis estadístico para datos numéricos ya que es el enfoque principal de la investigación.
Ortiz, H. (2018). <i>Análisis financiero aplicado, bajo NIIF</i> (16ta ed.). Universidad Externado de Colombia.	Primaria	2018				X	Considerar la inclusión de otros tipos de indicadores, además de los tradicionales en el campo de las finanzas, ya que podrían ayudar a identificar patrones de comportamiento que de otro modo no se detectarían.

Scarfó, E., Vélez, P., Sandoval, J., Castilla, P., Ortiz, D. & Merlo, M. (Coord.). (2023). <i>Análisis financiero integral: teoría y práctica</i> (1ra ed.). Alpha Editorial.	Primaria	2023			X	Considerar la inclusión de otros tipos de indicadores, además de los tradicionales en el campo de las finanzas, ya que podrían ayudar a identificar patrones de comportamiento que de otro modo no se detectarían.
Bernate, M. & Gómez, F. (2021). Predicción de la quiebra en las empresas. Una revisión de literatura. <i>Revista Activos</i> , 19(1), 112 – 142 https://doi.org/10.15332/25005278.6684	Primaria	2021		X		Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
Onakoya, A. B. & Olotu, A. E. (2017). Bankruptcy and Insolvency: An Exploration of Relevant Theories. <i>International Journal of Economics and Financial Issues</i> , 7 (3), 706-712. https://dergipark.org.tr/en/pub/ijefi/issue/32021/354317?publisher=http://www.cag-edu-tr-ilhan-ozturk	Primaria	2017		X		Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. <i>Journal of Accounting Research</i> , 18(1), 109-131.	Primaria	1980		X		Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
Ogachi, D. O. (2021). <i>Ratio Analysis Determinants of Financial Performance of Listed Banks in Kenya</i> . [Tesis doctoral, Hungarian University of Agriculture and Life Sciences]. Repositorio MATER Doctoral Thesis. https://phd.mater.uni-mate.hu/59/	Primaria	2021	X			Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.

<p>Wahlström, R. (2021). <i>Financial data science for exploring and explaining the ever-increasing amount of data</i> [Tesis doctoral, Norwegian University of Science and Technology]. NTNU Business School and the Faculty of Economics and Management at the Norwegian University of Science and Technology. https://hdl.handle.net/11250/2772003</p>	Primaria	2021	X				Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
<p>Shi, Y. (2022). <i>Bankruptcy prediction analysis: application of altman z-score approach in airline industry</i> [Tesis doctoral, Universitat Rovira i Virgili]. Repository TDX (Tesis Doctorals en Xarxa). https://www.tdx.cat/handle/10803/673428?show=full</p>	Primaria	2022	X				Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
<p>Seymore, B. P. (2022). <i>Financial Indicators of Bankruptcy Risk in Local Government Entities</i> [Tesis doctoral, Liberty University]. Scholars Crossing The Institutional Repository of Liberty University. https://digitalcommons.liberty.edu/doctoral/3647</p>	Primaria	2022	X				Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
<p>Rasolomanana, O. M. (2022). <i>Bankruptcy Prediction Model Using Machine Learning</i> [Tesis doctoral, Hokkaido University]. Hokkaido University Collection of Scholarly and Academic Papers (HUSCAP). https://doi.org/10.14943/doctoral.k14923</p>	Primaria	2022	X				Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.

Liodorova, J. & Voronova, I. (2020). Financial Ratios for Detection of Company's Insolvency and Bankruptcy Fraud: Similarities and Differences. <i>Soci,lo Zin,túu VÁstnesis</i> , 1(30), 7-29. https://doi.org/10.9770/szv.2020.1(1)	Primaria	2020		X			Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
Estrada, A. (2021). <i>Factores determinantes de la insolvencia empresarial: caso aplicado a la bolsa mexicana de valores</i> [Tesis doctoral, Universidad Autónoma de Nuevo León]. Repositorio Académico Digital. http://eprints.uanl.mx/id/eprint/22204	Primaria	2021	X				Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
Erazo, J. (2019). <i>Desarrollo de un modelo de predicción de riesgo de quiebra empresarial para el sector comercial del Ecuador: un enfoque de regresión logística</i> [Tesis doctoral, Universidad Autónoma de Nuevo León]. Repositorio Académico Digital. http://eprints.uanl.mx/id/eprint/19657	Primaria	2019	X				Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
Correa, D. A. & Lopera, M. (2019). Pronóstico de insolvencia empresarial en Colombia a través de indicadores financieros. <i>Panorama Económico</i> , 27(2), 510-526. https://doi.org/10.32997/2463-0470-vol.27-num.2-2019-2639	Primaria	2019		X			Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
Correa, A., Acosta, M. & González, A. L. (2003). La Insolvencia Empresarial: Un	Primaria	2003		X			Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su


Análisis Emprírico para la Pequeña y Mediana Empresa.: Bankruptcy: Empirical Analysis for Small and Medium Size Firms. <i>Revista de Contabilidad - Spanish Accounting Review</i> , 6(12), 47-79. Recuperado a partir de https://revistas.um.es/rcsar/article/view/386811						aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
Beaver, W. H. (1966) Financial Ratios as Predictors of Failure. <i>Journal of Accounting Research</i> , 4, 71-111. https://doi.org/10.2307/2490171	Primaria	1966		X		Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
Arroyave, J. (2018). A comparative analysis of the effectiveness of corporate bankruptcy prediction models based on financial ratios: Evidence from Colombia. <i>Journal of International Studies</i> , 21(1), 273-287. https://doi:10.14254/2071-8330.2018/11-1/21 .	Primaria	2018		X		Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.
Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. <i>The Journal of Finance</i> 23(4), 589-609. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x	Primaria	1968		X		Identificar las variables utilizadas en el estudio y determinar si son significativas para su aplicación en el modelo a diseñar. Además, considerar las conclusiones del estudio, ya que pueden servir como guía.

¡Gracias por su participación!

Validado por: Eduardo Pastrana Bonilla

Validez: Aplicable

No Aplicable

Firma:  _____

Observaciones Generales:

La elección de una fuente de información secundaria y el enfoque cuantitativo utilizado en el diseño del modelo econométrico de regresión logit, muestran ser sólidos y apropiados para abordar la investigación. La validez del método radica en la calidad y confiabilidad de la información utilizada y en la aplicación cuidadosa de técnicas estadísticas apropiadas.

INFORMACIÓN ADICIONAL DEL EVALUADOR

Nombre completo: Eduardo Pastrana Bonilla

C.C.: 12.114.925

Cargo actual: Docente Catedrático - Director de Seminarios del Doctorado en Educación y Cultura Ambiental

Institución: Universidad Surcolombiana

Par evaluador reconocido por Minciencias- Categoría: Investigador Junior (IJ) con vigencia hasta la publicación de los resultados de la siguiente convocatoria.

Formación académica

Doctorado Universidad de Georgia

Food Science

Enero de 1999 - de 2003

Characterization of phenolic compounds in Muscadine grapes grown in south Georgia

Maestría/Magister California State University Fresno

Food Science

Enero de 1993 - de 1995

HPLC analysis of patulin in apple juice

Pregrado/Universitario UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Ingeniería Agrícola

Enero de 1978 - de 1983

Diseño de un colector solar para el secado de productos agrícolas

Experiencia profesional:

FACULTAD DE INGENIERIA

Dedicación: 40 horas Semanales Abril de 1987 a la Actualidad

Actividades de investigación:

- Investigación y Desarrollo - *Título:* DESCRIPCION DE LA FISILOGIA DE LA MADUREZ CON MIRAS A APLICAR TECNOLOGIAS POSCOSECHA EN LULO, MORA, TOMATE DE ARBOL Y CHOLUPA Julio 2004

- Investigación y Desarrollo - *Título:* Desarrollo de métodos de análisis colorimétricos de productos poli fenólicos en uvas Febrero 2003 2003

- Investigación y Desarrollo - *Título:* Estimación de fenólicos totales mediante el método de Folin-Ciocalteu en pulpas y semillas de uva producida en Tello Huila Enero 1999 Junio 1999

- Investigación y Desarrollo - *Título:* Determinación de minerales mediante espectrofotometría de absorción atómica en vegetales seleccionados Abril 1998 Abril 1999

- Investigación y Desarrollo - *Título:* Caracterización de minerales seleccionados en frutas de producción regional Abril 1998 Abril 1999

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Dedicación: 40 horas Semanales Julio de 1985 de Actual

Actividades de administración:

- Miembro de consejo de centro - *Cargo:* Profesor titular Julio de 1985 de

Actividades de docencia:

- Especialización - *Nombre del curso:* Energética Ambiental, Febrero 2003

- Especialización - *Nombre del curso:* Investigación y diseño experimental, Febrero 2003

- Pregrado - *Nombre del curso:* Química y Bioquímica de alimentos, Julio 1985

- Pregrado - *Nombre del curso:* Investigación, Julio 1985

- Pregrado - *Nombre del curso:* Bioquímica, Julio 1985

- Pregrado - *Nombre del curso:* Termodinámica, Julio 1985

Actividades de investigación:

- Investigación y Desarrollo - *Título:* Estandarización de métodos colorimétricos para análisis de compuestos antioxidantes en frutas Julio 2001 Marzo 2002

Investigación:

Dedicación: 10 horas Semanales Julio de 1984 de Actual

Actividades de investigación:

- Investigación y Desarrollo - *Título:* Toxicidad de plaguicidas en aplicación en papa sabanera Julio 1984 Abril 1985

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Dedicación: 40 horas Semanales Abril de 2021 Noviembre de 2021

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Dedicación: 20 horas Semanales Marzo de 2015 Diciembre de 2020

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Dedicación: 40 horas Semanales Marzo de 2010 Marzo de 2014

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Dedicación: 40 horas Semanales Marzo de 2010 Marzo de 2014

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Dedicación: 40 horas Semanales Mayo de 2007 Marzo de 2010

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Dedicación: 40 horas Semanales Octubre de 2006 Mayo de 2007

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Dedicación: 40 horas Semanales Enero de 2004 Octubre de 2006

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Dedicación: 40 horas Semanales Marzo de 1989 Enero de 1993

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Dedicación: 40 horas Semanales Marzo de 1989 Enero de 1993

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Dedicación: 40 horas Semanales Agosto de 1988 Marzo de 1989

Federación Colombiana De Productores De Papa (Fedepapa)

Dedicación: 20 horas Semanales Abril de 1984 Mayo de 1985

Actividades de administración:

- Miembro de consejo de centro - Cargo: Otro (especifique) Abril de 1984 Mayo de 1985

Redes sociales académicas:**CvLAC:**

https://scienti.minciencias.gov.co/cvlac/visualizador/generarCurriculoCv.do?cod_rh=0000317934

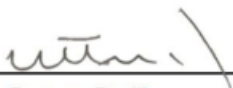
Google Scholar: <https://scholar.google.com/citations?user=LdOLcU8AAAAJ&hl=en>

ResearchGate: <https://www.researchgate.net/profile/Eduardo-Bonilla>

Mendeley (Elsevier - Scopus): <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57195284862>

LinkedIn: <https://www.linkedin.com/in/eduardo-pastrana-bonilla-53920655/>

FIRMA



Eduardo Pastrana Bonilla