

MODELO DE EVALUACION DE CONVERGENCIA FINANCIERA SECTORIAL
PARA COMPAÑÍAS EN PROCESO DE REORGANIZACIÓN: EVIDENCIA EMPÍRICA
DEL VALLE DEL CAUCA, (COLOMBIA, 2020–2024)



AUTORES

ALEJANDRO ROMERO S.

JAMILETH TORO E.

PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA – SECCIONAL CALI
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS
PROGRAMA DE MAESTRIA EN FINANZAS
SANTIAGO DE CALI

2026

MODELO DE EVALUACION DE CONVERGENCIA FINANCIERA SECTORIAL
PARA COMPAÑÍAS EN PROCESO DE REORGANIZACIÓN: EVIDENCIA EMPÍRICA
DEL VALLE DEL CAUCA, (COLOMBIA, 2020–2024)



AUTORES

ALEJANDRO ROMERO S.

JAMILETH TORO E.

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar por el título
de Magíster en Finanzas

Director del trabajo de Grado:
José Augusto Castillo
Doctor en Administración

PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA – SECCIONAL CALI
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS
PROGRAMA DE MAESTRIA EN FINANZAS

SANTIAGO DE CALI

2026

Santiago de Cali, 31 de mayo de 2026

Doctor (a)
Fabian Fernando Osorio Tinoco
Decano
Facultad De Ciencias Económicas y Administrativas
Pontificia Universidad Javeriana
Cali

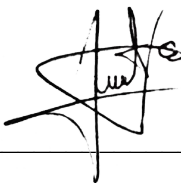
Por medio de la presente estamos entregando a usted el Trabajo de Grado cuyo título es “MODELO DE EVALUACION DE CONVERGENCIA FINANCIERA SECTORIAL PARA COMPAÑÍAS EN PROCESO DE REORGANIZACIÓN: EVIDENCIA EMPÍRICA DEL VALLE DEL CAUCA, (COLOMBIA, 2020–2024)”.

Esperamos que este Trabajo cumpla con los requisitos académicos exigidos y que alcance el propósito para el cual fue elaborado.

Atentamente



Alejandro Romero Suarez
CC 1.036.662.185



Jamileth Toro Escobar
CC 1.116.267.229

Santiago de Cali, junio 01 del 2026

Doctor
Fabian Fernando Osorio Tinoco
Decano
Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas
Pontificia Universidad Javeriana

La Ciudad

Por medio de la presente me permito comunicarle, que en mi calidad de director de trabajo de grado he leído detenidamente el informe final del estudio titulado “**Modelo De Evaluación De Convergencia Financiera Sectorial Para Compañías En Proceso De Reorganización: Evidencia Empírica Del Valle Del Cauca, (Colombia, 2020–2024)** “, realizado por los estudiantes de Maestría en Finanzas la Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas de la Universidad Javeriana nombres: **Jamileth Toro Escobar C.C 1.116.267.229 & Alejandro Romero Suarez C.C 1.036.662.185**, y considero que cumple con todos los requisitos requeridos para ser presentada a evaluación.

Atentamente

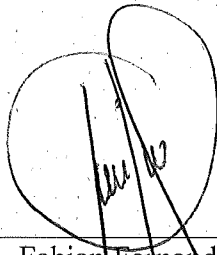


José Augusto Castillo B
Director del Trabajo de Grado

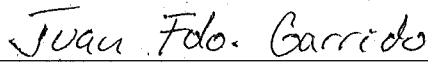
ARTÍCULO 23 de la resolución N° 13 de julio 6 de 1946

“La Universidad no se hace responsable por los conceptos emitidos por sus alumnos en sus trabajos de Tesis. Sólo velará porque no se publique nada contrario al dogma y a la moral católica y porque la Tesis no contenga ataques o polémicas puramente personales; antes bien, se vea en ellas al anhelo de buscar la Verdad y la Justicia”.

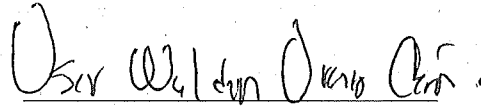
“MODELO DE EVALUACION DE CONVERGENCIA FINANCIERA SECTORIAL PARA COMPAÑÍAS EN PROCESO DE REORGANIZACIÓN: EVIDENCIA EMPÍRICA DEL VALLE DEL CAUCA, (COLOMBIA, 2020–2024).”, Aprobado por el Comité de Trabajos de Grado en cumplimiento de los requisitos exigidos por la Pontificia Universidad Javeriana para optar por el título de Magíster en Finanzas.



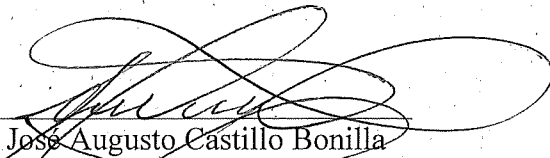
Fabian Fernando Osorio Tinocho
Decano
Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas



Juan Fernando Garrido Navia
Director de Maestría en Finanzas



Oscar Walduin Orozco Ceron
Jurado



José Augusto Castillo Bonilla
Director del Trabajo de Grado

Santiago de Cali, 24 de julio del 2026.

TABLA DE CONTENIDO

1.INTRODUCCIÓN	10
2.PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	12
2.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	12
2.2 FORMULACIÓN DE LA PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN.....	15
3.OBJETIVOS	16
3.1 OBJETIVO GENERAL.....	16
3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	16
4.JUSTIFICACIÓN	18
5. MARCO TEÓRICO.....	20
5.1 ANTECEDENTES Y ESTADO DEL ARTE.....	20
5.2 MARCO CONCEPTUAL Y CATEGORÍAS ANALÍTICAS	23
5.2.1 SOLVENCIA, CONTINUIDAD Y DIFICULTAD FINANCIERA	23
5.2.2 CONVERGENCIA FINANCIERA.....	25
5.2.3 CONTEXTO PRODUCTIVO DEL VALLE DEL CAUCA.....	26
5.2.4 INDICADORES FINANCIEROS Y VARIABLES DE CONTROL	28
6.CONSIDERACIONES ÉTICAS	30
7.METODOLOGÍA	32
7.1 ENFOQUE, MODELO Y VALIDACION.....	32
7.2 POBLACIÓN, UNIDAD DE ANÁLISIS Y MUESTRA	35

7.3 CRITERIOS DE INCLUSIÓN:.....	37
7.4 CRITERIOS DE EXCLUSIÓN:.....	37
7.5 FUENTES Y RECOLECCIÓN DE DATOS	38
7.6 DEFINICIÓN OPERACIONAL DE LAS VARIABLES	39
7.6.1 VARIABLE DEPENDIENTE: CONVERGENCIA FINANCIERA EMPRESARIAL.....	39
7.7 VARIABLES EXPLICATIVAS FINANCIERAS	44
7.8 VARIABLES DE CONTROL	45
7.9 DEPURACIÓN Y TRATAMIENTO DE DATOS	45
7.10 ESPECIFICACIÓN Y ESTIMACIÓN DEL MODELO LOGIT	48
7.11 EVALUACIÓN DEL AJUSTE Y DIAGNÓSTICO DEL MODELO	50
7.12 VALIDACIÓN FUERA DE MUESTRA.....	50
7.12.1 DIVISION DE LOS DATOS.....	50
7.12.2 METRICAS DE EVALUACION.....	51
8. APLICACIÓN DEL MODELO	54
9. RESULTADOS Y ANALISIS DEL MODELO.....	61
10 CONCLUSIONES	73
11.REFERENCIAS.....	78

LISTA DE TABLAS

TABLA 1 INDICADORES FINANCIEROS.....	28
TABLA 2 <i>DISTRIBUCIÓN DE EMPRESAS-SECTOR</i>	35
TABLA 3 <i>CLASIFICACIÓN DE LOS RANGOS DE ACTIVOS POR SECTOR ECONÓMICO</i> ..	37
TABLA 4 COMPARATIVO MODELOS ORIGINAL Y ALTERNATIVO	43
TABLA 5 VARIABLES INDEPENDIENTES-INDICADORES FINANCIEROS	44
TABLA 6 RESULTADOS DESCRIPTIVOS VARIABLES FINANCIERAS	46
TABLA 7 <i>FLUJO DE SELECCIÓN DE BASE DE DATOS PARA MODELO</i>	55
TABLA 8 <i>DATOS DE ENTRENAMIENTO Y VALIDACIÓN</i>	61
TABLA 9 <i>VALIDACIÓN FUERA DE MUESTRA</i>	62
TABLA 10 <i>MATRIZ DE CONFUSIÓN</i>	65
TABLA 11 <i>ESTIMACIÓN MODELO</i>	66
TABLA 12 <i>ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS</i>	71

LISTA DE ILUSTRACIONES

ILUSTRACIÓN 1 <i>MATRIZ DE CORRELACIÓN</i>	64
--	----

MODELO DE EVALUACION DE CONVERGENCIA FINANCIERA SECTORIAL PARA
COMPAÑÍAS EN PROCESO DE REORGANIZACIÓN: EVIDENCIA EMPÍRICA DEL
VALLE DEL CAUCA, (COLOMBIA, 2020–2024)

AUTORES

ALEJANDRO ROMERO S.
JAMILETH TORO E.

RESUMEN

El presente trabajo desarrolla y valida un modelo financiero tipo Logit para estimar la probabilidad de convergencia financiera de compañías en proceso de reorganización del Valle del Cauca frente a empresas comparables de su mismo sector durante el periodo 2020 a 2024. La investigación parte de indicadores de liquidez, endeudamiento, rentabilidad y eficiencia operativa, los cuales permiten construir un índice de convergencia financiera sectorial. A partir de este índice, se estima un modelo binario que identifica los factores financieros asociados al acercamiento de las empresas en reorganización hacia condiciones sectoriales más estables. Los resultados muestran que el endeudamiento, el ROA, la relación de costos y gastos sobre activos y el tamaño empresarial tienen mayor incidencia en la probabilidad de convergencia. En conjunto, el modelo ofrece una herramienta cuantitativa de apoyo para el análisis financiero, la gestión del riesgo y el seguimiento de empresas en procesos de reorganización.

PALABRAS CLAVES

Convergencia financiera, modelo Logit, Reorganización Empresarial, indicadores financieros, riesgo de insolvencia, recuperación empresarial, desempeño financiero

PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA – SECCIONAL CALI

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS

PROGRAMA DE MAESTRIA EN FINANZAS

SANTIAGO DE CALI

2026

MODELO DE EVALUACION DE CONVERGENCIA FINANCIERA SECTORIAL
PARA COMPAÑÍAS EN PROCESO DE REORGANIZACIÓN: EVIDENCIA
EMPÍRICA DEL VALLE DEL CAUCA, (COLOMBIA, 2020–2024)

AUTORES
ALEJANDRO ROMERO S.
JAMILETH TORO E.

ABSTRACT

This study develops and validates a Logit financial model to estimate the probability of financial convergence for companies undergoing reorganization in the Valle del Cauca region, comparing them to similar firms within the same sector during the 2020–2024 period. The research utilizes indicators of liquidity, indebtedness, profitability, and operational efficiency to construct a sectoral financial convergence index. Based on this index, a binary model is estimated to identify the financial factors associated with companies in reorganization moving toward more stable sectoral conditions. The results indicate that indebtedness, ROA, the ratio of costs and expenses to assets, and firm size have the greatest impact on the probability of convergence. Overall, the model provides a quantitative tool to support financial analysis, risk management, and the monitoring of companies undergoing reorganization processes.

KEYWORDS

Financial convergence, Logit model, Corporate reorganización, Financial indicator, Insolvency risk, business recovery, financial performance

PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA – SECCIONAL CALI
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ADMINISTRATIVAS
PROGRAMA DE MAESTRIA EN FINANZAS
SANTIAGO DE CALI

2026

1.INTRODUCCIÓN

La solvencia empresarial es un elemento central para la estabilidad del sistema productivo, la sostenibilidad del empleo y la preservación del valor económico en contextos emergentes como el colombiano. Durante la última década, la economía nacional ha enfrentado episodios de desaceleración, choques externos, ajustes regulatorios, crisis sanitarias y tensiones financieras que han puesto a prueba la capacidad de resistencia de las empresas, especialmente en regiones con fuerte concentración industrial y exportadora como el Valle del Cauca. En este entorno, la reorganización empresarial, regulada por la Ley 1116 de 2006, se ha consolidado como un mecanismo clave para la conservación de unidades económicas viables, al permitir la renegociación de obligaciones y la reestructuración operativa y financiera de compañías en dificultades.

Sin embargo, ingresar a un proceso de reorganización no significa que estas empresas logran recuperar su solvencia y garantizar su continuidad. La evidencia nacional e internacional muestra que existen características financieras observables que inciden de manera significativa en la probabilidad de éxito o fracaso de dichos procesos, entre ellas la estructura de capital, la liquidez, la rentabilidad, la eficiencia en el uso de activos y la capacidad de generación de flujos de caja (Altman, 1968; Abinzano et al., 2023; Correa Mejía & Lopera Castaño, 2019). La cuestión ya no es solo quién entra en insolvencia, sino qué empresas dadas sus trayectorias financieras previas tienen mayores probabilidades de salir de este [proceso](#).

El Valle del Cauca, como uno de los principales polos industriales, agroindustriales, logísticos y exportadores del país, constituye un laboratorio natural para estudiar este fenómeno: concentra empresas de diversos sectores, con alta exposición a choques cambiarios, logísticos, comerciales y de demanda interna, y con presencia activa ante la Superintendencia de Sociedades

en materia de procesos de insolvencia. En este contexto, surge la necesidad de pasar de un análisis descriptivo o ex post de los procesos concursales a la construcción de modelos predictivos, que permitan anticipar, con base en información financiera observable, cuáles compañías en reorganización presentan una mayor probabilidad de salir del proceso de reorganización, sobre la base de que los valores de ciertos indicadores financieros sean suficientemente similares a empresas sanas de su sector, y a partir de esto determinar la convergencia financiera. Bajo esta motivación se formula la tesis de maestría en finanzas titulada:

“Modelo de evaluación de convergencia financiera sectorial para compañías en proceso de reorganización: evidencia empírica del Valle del Cauca, (Colombia, 2020–2024)”

La investigación tiene como propósito desarrollar y validar un modelo predictivo financiero orientado a estimar la probabilidad de convergencia financiera de las compañías del Valle del Cauca en proceso de reorganización frente a empresas de su mismo sector, comparables por tamaño, que no están en procesos de reorganización. Este modelo se concibe como una herramienta empírica al servicio de acreedores, entidades financieras, autoridades y organizaciones empresariales, contribuyendo a una asignación más eficiente del crédito, a procesos de negociación mejor informados.

2.PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

2.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Este trabajo busca poder evaluar a través de un modelo financiero de predicción, la probabilidad de que una compañía del Valle del Cauca que se encuentra en un proceso de reorganización pueda converger financieramente hacia el estado financiero de una empresa comprable de su mismo sector que no está en reorganización, medida a través de indicadores financieros. En esta investigación no se estimará la probabilidad de salida efectiva del proceso de reorganización, porque existen restricciones del horizonte de observación disponible. Aunque el régimen de insolvencia empresarial colombiano fue establecido mediante la Ley 1116 de 2006, expedida el 27 de diciembre de 2006 y vigente desde el 27 de junio de 2007, la construcción de modelos predictivos aplicados a la recuperación financiera exige contar con series de información suficientemente amplias, comparables y con desenlaces observables en el tiempo. Esta condición resulta especialmente relevante en los procesos de reorganización, dado que su finalidad no es únicamente clasificar empresas en crisis, sino preservar aquellas que son viables y normalizar sus relaciones comerciales y crediticias mediante acuerdos de reestructuración operacional, administrativa, de activos o pasivos (Congreso de Colombia, 2006, art. 1).

En este sentido, la principal limitación metodológica no radica en la inexistencia de información sobre insolvencia, sino en que muchas empresas admitidas a procesos de reorganización aún permanecen en trámite o en ejecución del acuerdo hasta por 10 años, lo que impide observar de manera completa si lograron restablecer su solvencia, incumplieron el acuerdo o migraron hacia liquidación, por esta razón este trabajo buscara determinar un modelo

basado en indicadores financieros que permita evaluar la convergencia de estas compañías, mas no su salida efectiva del proceso.

La literatura internacional ha desarrollado diversos modelos de predicción de quiebra y distress financiero entre ellos, el modelo Z-Score de Altman (1968), basado en análisis discriminante múltiple, los modelos probabilísticos de Ohlson (1980) mediante regresión logística, y enfoques más recientes como los modelos de riesgo (hazard models) planteados por Shumway (2001), que incorporan información en el tiempo, estos instrumentos han sido contruidos principalmente sobre datos de economías desarrolladas, sectores específicos o mercados de capitales profundos. Además, gran parte de estos modelos se centra en la predicción de incumplimiento o dificultades financieras donde se cuenta con una situación ex antes y otra ex post, a diferencia de los casos de validación de la norma de insolvencia financiera, para el caso del Valle del Cauca donde no se cuenta con una situación antes y después.

Este desajuste entre los modelos existentes y la realidad de las compañías en reorganización en Colombia evidencia un vacío de conocimiento relacionado con su verificación empírica en contextos específicos. Si bien existen estudios desarrollados en el país que aportan evidencia sobre la aplicación de modelos de predicción financiera, aún se desconoce con precisión qué indicadores financieros (liquidez, rentabilidad, endeudamiento, estructura del capital, rotación de activos, entre otros) y qué variables de control (tamaño, sector económico) tienen mayor capacidad explicativa sobre la probabilidad de que una empresa en reorganización en el Valle del Cauca logre restablecer su solvencia y continuidad operativa. Adicionalmente, no se cuenta con evidencia sistemática sobre el desempeño predictivo de modelos contruidos con datos locales ni sobre su poder discriminante para diferenciar entre empresas en reorganización que convergen y se recuperan y aquellas que no convergen hacia la recuperación financiera.

Es por esto que nace la necesidad de medir del acercamiento financiero y evaluar si las empresas en proceso de reorganización presentan señales de recuperación no solo desde su evolución individual, sino también frente al comportamiento financiero de empresas comparables que operan en el mismo sector económico y que no se encuentran sometidas a procesos de reorganización. Esta comparación resulta relevante porque los indicadores financieros no tienen una interpretación homogénea para todos los sectores. En este sentido, comparar una empresa en reorganización con empresas de su mismo sector permite construir un punto de referencia más realista para identificar si su desempeño financiero se está acercando o alejando de un patrón sectorial considerado más estable.

La ausencia de esta evidencia empírica tiene consecuencias prácticas relevantes. Para las entidades financieras y acreedores comerciales, limita el diseño de políticas de otorgamiento, reestructuración y seguimiento del crédito acordes con el perfil real de riesgo de cada empresa deudora. Para los administradores, consultores y promotores de los procesos de reorganización, restringe la formulación de planes de viabilidad basados en información cuantitativa sobre la probabilidad de éxito.

Ante este escenario, se hace necesario desarrollar y validar un modelo predictivo financiero que, utilizando información financiera histórica de los años 2020 y 2024 de empresas en proceso de reorganización en el Valle del Cauca, permita: construir un conjunto sistemático de indicadores financieros para estimar la probabilidad de que dichos indicadores converjan con los valores de los indicadores de empresas sana del mismos sector y similar tamaño. La construcción de este modelo busca reducir la asimetría de información, fortalecer la gestión del riesgo de insolvencia y ofrecer una herramienta de apoyo a la toma de decisiones para

acreedores, administradores, analistas y autoridades, contribuyendo así a la eficiencia y credibilidad de los procesos de reorganización empresarial en la región.

2.2 FORMULACIÓN DE LA PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

¿En qué medida un modelo financiero tipo Logit, basado en indicadores financieros y variables de control, permite estimar la probabilidad de convergencia financiera de las compañías en proceso de reorganización del Valle del Cauca frente a empresas comparables de su mismo sector que no se encuentran en procesos de reorganización, durante el periodo 2020 a 2024?

3.OBJETIVOS

3.1 OBJETIVO GENERAL

Determinar y validar un modelo financiero tipo Logit que permita estimar la probabilidad de convergencia financiera de las compañías en proceso de reorganización del Valle del Cauca frente a empresas comparables de su mismo sector que no se encuentren en procesos de Reorganización, a partir de indicadores financieros en el periodo de 2020–2024.

3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

3.2.1 Calcular un conjunto de indicadores financieros empleados para identificar dificultades financieras en las empresas.

3.2.2 Elaborar un índice de convergencia financiera sectorial que permita comparar las compañías en proceso de reorganización con empresas comparables de su mismo sector que no se encuentren en procesos de reorganización.

3.2.3 Estimar un modelo Logit que relacione los indicadores financieros y las variables de control, con la convergencia financiera sectorial de las compañías en proceso de reorganización del Valle del Cauca, a partir de información financiera del periodo 2020 a 2024.

3.2.4 Validar e interpretar los resultados del modelo Logit mediante medidas de ajuste, métricas de clasificación y análisis de significancia estadística, con el fin de identificar los indicadores financieros que más contribuyen a explicar la probabilidad de convergencia financiera de las empresas del Valle del Cauca en proceso de reorganización.

3.2.5 Calcular las probabilidades estimadas de convergencia financiera para las compañías en proceso de reorganización del Valle del Cauca, a partir de los resultados del modelo

Logit, con el fin de analizar la distribución de dichas probabilidades, comparar su comportamiento entre la muestra de entrenamiento y prueba, e identificar los niveles de convergencia asociados a las condiciones financieras observadas durante el periodo 2020-2024.

4.JUSTIFICACIÓN

La investigación propuesta se justifica por su relevancia normativa, económica y metodológica. En Colombia, la Ley 1116 de 2006 estableció un régimen de insolvencia orientado a preservar empresas viables y normalizar sus relaciones comerciales y crediticias mediante procesos de reorganización (Congreso de la República de Colombia, 2006). En este marco, contar con herramientas cuantitativas que permitan evaluar y anticipar la convergencia financiera de las empresas en reorganización frente a referentes sectoriales, resulta clave para fortalecer las decisiones de crédito, renegociación y seguimiento del riesgo, así como para contribuir a la eficiencia del proceso, la protección del empleo y la sostenibilidad del aparato productivo regional.

Desde el punto de vista académico, existe un vacío entre los modelos clásicos de predicción de insolvencia y la medición de probabilidad de convergencia financiera dentro de esquemas formales de reorganización. La literatura fundacional como el Z-Score de Altman (1968), los modelos logit de Ohlson (1980) y los hazard models de Shumway (2001) ha probado ser útil para predecir quiebra o default en diversos contextos, pero típicamente se calibró en economías desarrolladas y con énfasis en el evento de quiebra más que en la salida exitosa de un proceso de reorganización. Adaptar y validar un modelo con datos locales (Valle del Cauca, 2020–2024) aporta evidencia empírica, permite contrastar qué indicadores financieros y variables de control son realmente significativos y avanza la frontera del conocimiento aplicado en finanzas corporativas en mercados emergentes.

En términos prácticos y de política pública, un modelo predictivo calibrado regionalmente facilitará a acreedores y analistas la asignación eficiente de crédito y la priorización de medidas de acompañamiento, reducirá asimetrías de información para

administradores y promotores en la estructuración de planes de reorganización empresarial, y brindará a supervisores e instituciones elementos para monitorear la eficacia del régimen de insolvencia empresarial, especialmente en su componente de reorganización y focalizar intervenciones orientadas a mejorar la recuperación de las empresas viables.

Metodológicamente, la propuesta incorpora buenas prácticas de validación predictiva (pruebas out-of-sample, métricas discriminantes), y en línea con la evolución de la literatura que recomienda modelos dinámicos o de duración para datos financieros observados en varios periodos, Shumway (2001) sostiene que los modelos estáticos de un solo periodo pueden generar estimaciones sesgadas e inconsistentes cuando se aplican a datos empresariales de varios años, porque no incorporan adecuadamente la variación temporal de las características financieras de las firmas ni controlan el periodo durante el cual cada empresa permanece expuesta al riesgo. En contraste, los modelos de duración o hazard permiten utilizar la información disponible para cada empresa-año e incorporar covariables que cambian en el tiempo.

Finalmente, la investigación es viable porque: existen fuentes de información normativas, identificación precisa del proceso de reorganización (p. ej., guía), la literatura que provee marcos comparativos para seleccionar indicadores y enfoques probabilísticos y de duración (Ohlson, 1980; Shumway, 2001) para la modelación. Esta combinación de relevancia, novedad y rigurosidad respalda la pertinencia de desarrollar y validar un modelo predictivo financiero que permita estimar la probabilidad de que las empresas en proceso de reorganización del Valle del Cauca presenten convergencia financiera frente a referentes sectoriales comparables durante el periodo 2020–2024.

5. MARCO TEÓRICO

5.1 ANTECEDENTES Y ESTADO DEL ARTE

El estudio de la insolvencia y de las dificultades financieras empresariales ha evolucionado desde modelos orientados a discriminar entre empresas sanas y empresas con riesgo de quiebra hasta enfoques probabilísticos, modelos de duración y técnicas de aprendizaje automático. Este recorrido bibliográfico permite identificar los principales métodos utilizados, la evidencia disponible en Colombia y el vacío específico al que responde esta investigación.

La literatura de predicción de insolvencia tiene como referentes iniciales los trabajos de Altman (1968) y Ohlson (1980). Altman demostró que las razones financieras pueden discriminar entre empresas sanas y empresas con riesgo de quiebra, incorporando dimensiones asociadas con liquidez, rentabilidad, apalancamiento y eficiencia. De forma complementaria, Ohlson desarrolló un modelo probabilístico de predicción de quiebra basado en información contable, en el que incluyó variables de tamaño, apalancamiento, liquidez y desempeño. Posteriormente, Castillo et al. (2018) aplicaron modelos Logit para estimar la probabilidad de default de pymes colombianas, lo que respalda la pertinencia de este tipo de modelos para estudios financieros desarrollados con información empresarial del país.

La medición de la insolvencia ha avanzado desde los enfoques basados en análisis discriminante hacia modelos más flexibles, entre ellos los modelos Logit y Probit, los modelos de supervivencia o duración y, más recientemente, los enfoques de machine learning (Bauer & Agarwal, 2014; Tian et al., 2015). En esta línea, Geng et al. (2015) muestran que el uso de técnicas de data mining, como árboles de decisión, redes neuronales y máquinas de soporte vectorial, puede mejorar la precisión de la predicción del distress financiero frente a algunos

métodos tradicionales, al captar relaciones no lineales y patrones complejos en los datos contables.

Aunque estos modelos han mostrado un desempeño relevante en diferentes contextos y han servido como punto de partida para desarrollos posteriores, una parte importante fue diseñada para economías desarrolladas y mercados de capitales profundos. Además, su propósito principal ha sido predecir la quiebra o el default, más que analizar la probabilidad de convergencia financiera de empresas que ya se encuentran dentro de un proceso formal de reorganización.

En Colombia, la evidencia reciente confirma que los estados financieros constituyen una fuente relevante de información para anticipar la insolvencia y otros eventos críticos empresariales. Correa-Mejía y Lopera-Castaño (2019, 2020) muestran que los indicadores financieros son útiles para predecir la insolvencia y que técnicas como el boosting pueden mejorar el desempeño de los modelos Logit frente a enfoques tradicionales basados únicamente en razones contables.

En el contexto específico de la reorganización empresarial bajo la Ley 1116 de 2006, Isaac-Roque, Caicedo-Carrero y Muñoz-Álvarez (2023) analizan la capacidad predictiva del modelo Altman Z-score en empresas colombianas declaradas en reorganización. Sus resultados muestran un nivel de predictibilidad del 33 %, debido a que varias empresas clasificadas inicialmente en zona segura posteriormente se encontraban en reorganización. No obstante, los autores señalan que este resultado no invalida el uso del modelo como herramienta financiera para estimar el riesgo de quiebra y resaltan la utilidad de las razones de liquidez, apalancamiento, rendimiento y estructura financiera para evaluar la insolvencia empresarial.

A un nivel más agregado, Abinzano, Bonilla y Muga (2023) estiman modelos Logit y Probit para explicar el fracaso de los acuerdos de reorganización en Colombia entre 2008 y 2018, utilizando predictores financieros y variables relacionadas con el contexto económico y las características del proceso. Sus resultados muestran que un número reducido de variables asociadas con fondos propios, endeudamiento, beneficios y liquidez prevalece como predictor del fracaso de la reorganización. Este hallazgo confirma que la información contable es útil no solo para anticipar la insolvencia, sino también para estudiar los resultados de los acuerdos de reorganización.

En la literatura internacional, Chava y Jarrow (2004) sustentan el uso de modelos de predicción de quiebra que incorporan variables contables y controles sectoriales. De manera más cercana al objeto de esta investigación, Abinzano et al. (2023) desarrollan un modelo aplicado a procesos de reorganización empresarial en Colombia bajo la Ley 1116 de 2006, en el que integran variables financieras, macroeconómicas, sectoriales y regionales. Estos antecedentes proporcionan una base metodológica para incluir indicadores financieros y variables de control asociadas con el tamaño, el año y el sector económico.

En conjunto, los estudios revisados muestran que sí existe evidencia colombiana sobre predicción de insolvencia y sobre resultados de los procesos de reorganización. Por tanto, el vacío de investigación no radica en la inexistencia de modelos construidos con datos locales, sino en la escasez de estudios que analicen específicamente la convergencia financiera sectorial de empresas ya admitidas a reorganización en el Valle del Cauca. En particular, no se identifican investigaciones que estimen, mediante observaciones anuales, la probabilidad de que sus indicadores financieros se aproximen a los niveles de empresas comparables de su mismo sector mientras permanecen dentro del proceso.

La contribución de esta tesis consiste, en consecuencia, en trasladar el análisis desde la predicción de quiebra o del fracaso jurídico del acuerdo hacia la estimación de la probabilidad de convergencia financiera. La población de interés está conformada por empresas que ya se encuentran en situación de distress y han sido admitidas a reorganización, mientras que el resultado analizado corresponde al acercamiento de sus indicadores financieros a referentes sectoriales. Este cambio de enfoque permite estudiar la evolución financiera de las compañías sin equiparar la convergencia con la terminación exitosa del proceso o con su viabilidad jurídica.

5.2 MARCO CONCEPTUAL Y CATEGORÍAS ANALÍTICAS

El marco conceptual se organiza alrededor de las categorías que sustentan la construcción del modelo: continuidad empresarial, solvencia y distress financiero, convergencia financiera, contexto productivo regional, indicadores financieros, variables de control y validación predictiva. Estas categorías delimitan el alcance económico y estadístico del análisis.

5.2.1 SOLVENCIA, CONTINUIDAD Y DIFICULTAD FINANCIERA

Desde la perspectiva de las finanzas corporativas, la empresa puede entenderse como una unidad de generación de valor, en la cual las decisiones de inversión, financiación y gestión del riesgo permiten transformar recursos en flujos de caja y valor económico para sus distintos grupos de interés (Brealey et al., 2020; Ross et al., 2019). La continuidad del negocio constituye un supuesto relevante para la valoración empresarial y para la toma de decisiones de inversión y crédito. Cuando dicha continuidad se ve amenazada por dificultades financieras, se afectan la valoración de la firma, la percepción del riesgo crediticio, la posición de acreedores e inversionistas y las decisiones asociadas con procesos de reestructuración o quiebra. En este sentido, el análisis del distress financiero resulta fundamental para comprender cómo el deterioro

empresarial puede alterar la asignación de recursos y generar efectos sobre los distintos grupos de interés vinculados a la empresa (Altman & Hotchkiss, 2006).

En este contexto, la solvencia no es solo un indicador técnico, sino un atributo central del papel de la empresa en el tejido productivo, especialmente en regiones con alta concentración industrial, como el Valle del Cauca, donde la preservación de empresas viables tiene efectos directos sobre el empleo y la base productiva regional.

La solvencia empresarial puede entenderse como la capacidad de una organización para atender oportunamente sus obligaciones financieras y sostener su operación en el tiempo. Desde la perspectiva de las finanzas corporativas, esta capacidad incide en el riesgo de crédito, las decisiones de inversión y financiación y la preservación del valor económico de la firma (Brealey et al., 2020). En entornos de alta volatilidad macroeconómica, choques externos y cambios regulatorios, la solvencia se convierte en un atributo dinámico, vinculado con la estructura de capital, la liquidez, la rentabilidad y la capacidad de generación de flujos de caja (Altman & Hotchkiss, 2006).

En términos más específicos, la literatura coincide en que la solvencia se explica fundamentalmente por un conjunto de dimensiones financieras: liquidez, endeudamiento, rentabilidad, eficiencia operativa y cobertura de deuda. La liquidez refleja la capacidad de atender compromisos de corto plazo; el endeudamiento captura la presión financiera derivada de la estructura de capital; la rentabilidad evidencia la capacidad de generar excedentes sobre las ventas y los activos; la eficiencia operativa se relaciona con el uso productivo de los recursos; y la cobertura de deuda muestra el margen disponible para atender el servicio de las obligaciones a partir de los resultados operativos (Brealey et al., 2020; Ross et al., 2019).

Cuando una empresa enfrenta dificultades persistentes para atender sus obligaciones, se configura una situación de distress financiero que puede derivar en insolvencia, reorganización o liquidación. La literatura distingue entre empresas que logran estabilizar o mejorar su situación financiera y aquellas cuyo deterioro persiste (Altman & Hotchkiss, 2006). Esta diferencia motiva la construcción de modelos basados en indicadores financieros que permitan identificar trayectorias de convergencia o de no convergencia, sin asumir que dichas trayectorias determinan por sí mismas el desenlace jurídico del proceso.

5.2.2 CONVERGENCIA FINANCIERA

Esta investigación se centra en la posible convergencia financiera de las empresas en reorganización, entendiendo la convergencia como un proceso de aproximación gradual entre unidades de análisis que inicialmente presentan diferencias en sus condiciones, niveles o trayectorias.

La convergencia no debe interpretarse necesariamente como igualdad absoluta, sino como una reducción de brechas frente a un parámetro de comparación. Bernard y Durlauf (1996) precisan que las pruebas de convergencia buscan establecer si las diferencias entre unidades disminuyen en el tiempo o si sus trayectorias tienden hacia un comportamiento común en el largo plazo. Esta idea permite utilizar el término convergencia no como sinónimo de recuperación total, sino como evidencia de acercamiento progresivo hacia una condición de referencia previamente definida. La aproximación puede observarse mediante la reducción de diferencias entre valores iniciales y valores esperados, entre una unidad rezagada y un grupo comparable, o entre una trayectoria individual y una senda considerada estable. Quah (1996) advierte que la convergencia debe analizarse cuidadosamente, porque no siempre implica un movimiento uniforme de todas las unidades hacia un mismo punto, sino que puede reflejar

trayectorias diferenciadas, agrupamientos o persistencia de brechas. En consecuencia, para este trabajo la convergencia se define como la disminución observable de una distancia frente a un referente pertinente, sin asumir que todas las empresas alcanzan exactamente el mismo resultado.

Por su parte, la convergencia financiera se entiende como el proceso mediante el cual una empresa en reorganización aproxima algunos de sus indicadores financieros clave, como endeudamiento, razón corriente, ROA, ROE, margen operativo y rotación de activos, a niveles de referencia considerados sostenibles dentro de empresas de su sector y con niveles de activos similares (tamaño de la empresa).

Esta definición se fundamenta en el análisis financiero por razones, el cual permite transformar la información de los estados financieros en medidas comparables entre empresas y periodos. En esta investigación, la convergencia se interpreta como el acercamiento conjunto de varios indicadores hacia niveles financieros de referencia y no como el comportamiento aislado de una sola razón financiera.

La convergencia financiera se incorpora, entonces, como un criterio analítico para estimar la probabilidad de convergencia financiera de las empresas en reorganización del Valle del Cauca. Su aporte consiste en pasar de una lectura estática del evento de reorganización a una evaluación comparativa a lo largo de los periodos analizados. En consecuencia, se examina si el comportamiento financiero de una empresa muestra acercamiento a parámetros de referencia asociados con su sector, independientemente de que el proceso jurídico haya finalizado o continúe vigente.

5.2.3 CONTEXTO PRODUCTIVO DEL VALLE DEL CAUCA

El Valle del Cauca se caracteriza por una alta concentración de actividades industriales, agroindustriales, logísticas y de servicios, así como por su exposición a choques cambiarios,

logísticos y de demanda interna. Su desarrollo económico refleja una transición gradual desde una economía agropecuaria tradicional hacia un modelo agroindustrial y manufacturero con mayor capacidad empresarial y orientación a mercados más amplios. Este proceso estuvo impulsado por la modernización agrícola, la expansión de la agroindustria azucarera, la sustitución progresiva del trapiche por el ingenio moderno, el fortalecimiento de la infraestructura vial y ferroviaria y la consolidación de actividades industriales alrededor de Cali. La modernización del procesamiento de la caña de azúcar también promovió la incorporación de tecnología, la especialización del trabajo y la creación de encadenamientos productivos que favorecieron el crecimiento de otras actividades manufactureras y la integración del mercado regional (Vásquez, 1990; Sánchez Mejía & Santos Delgado, 2014).

Durante la segunda mitad del siglo XX, el eje Cali-Yumbo consolidó un proceso de modernización productiva basado en la ampliación de la infraestructura, la formación de capacidades técnicas y el desarrollo de industrias de mayor complejidad, entre ellas las de papel, químicos, caucho, metalurgia y maquinaria. Asimismo, la conexión con Buenaventura articuló la producción regional con el comercio exterior y convirtió la logística en un factor estratégico de competitividad, aunque también en una fuente de vulnerabilidad frente a las restricciones viales, portuarias y de infraestructura. En conjunto, la trayectoria industrial del departamento responde a la interacción entre la agroindustria, las capacidades empresariales y la articulación territorial entre ciudad, zona industrial y puerto (Vásquez, 1990; Sánchez Mejía & Santos Delgado, 2014; Cámara de Comercio de Cali, 2025). Esta diversidad sectorial y empresarial genera diferencias en las estructuras de capital, los flujos de caja y las relaciones con el sistema financiero, lo que hace pertinente analizar las características asociadas con una mayor probabilidad de convergencia financiera en las empresas acogidas a la Ley 1116 de 2006.

5.2.4 INDICADORES FINANCIEROS Y VARIABLES DE CONTROL

La literatura revisada y el diseño de la investigación permiten identificar los siguientes indicadores financieros como categorías explicativas de la convergencia financiera (tabla 1):

Tabla 1 Indicadores financieros

Tipo de indicador	Forma de cálculo	Autores
Endeudamiento	Pasivos totales / Activos totales	Ohlson (1980)
Margen operativo	Utilidad operacional / Ingresos	Altman (1968)
Razón corriente	Activo corriente / Pasivo corriente	Zmijewski (1984)
ROA	Utilidad neta / Activos totales	Zmijewski (1984) y Ohlson (1980)
ROE	Utilidad neta / Patrimonio	Correa Mejía & Lopera Castaño (2019)
Rotación de activos	Ventas / Activos totales	Altman (1968)
Eficiencia operativa	Costos y gastos operacionales / Activos totales	Castillo, Mora-Valencia & Perote (2018)

Fuente: Elaboración propia.

Estos indicadores se conciben como variables explicativas de la probabilidad de convergencia financiera. Desde el punto de vista teórico, una mayor liquidez, un menor apalancamiento, una mayor rentabilidad y eficiencia operativa pueden asociarse con una aproximación más favorable a los referentes sectoriales, aunque la dirección y magnitud de estas relaciones deben ser verificadas empíricamente (Altman, 1968; Correa-Mejía & Lopera-Castaño, 2020; Abinzano et al., 2023).

Además de las razones financieras, se consideran las siguientes variables de control:

- Tamaño de la empresa, medido a partir de los activos.
- Sector económico al que pertenece la empresa.
- Año de observación dentro del periodo 2020-2024.

Ohlson (1980) y Chava y Jarrow (2004) incorporan variables no financieras y controles similares en sus modelos de predicción de bancarrota. Ohlson calcula la variable SIZE a partir del logaritmo de los activos totales ajustados por un índice de nivel de precios, mientras que

Chava y Jarrow dividen las empresas en grupos sectoriales e incluyen variables dummy por industria. La incorporación en este trabajo del tamaño, el sector económico y el año permite capturar diferencias estructurales y temporales que no siempre se reflejan completamente en los indicadores contables. En la literatura de predicción de insolvencia, Altman (1968) considera el tamaño de los activos como un criterio relevante para conformar muestras comparables para el análisis de quiebra empresarial. De manera más cercana al contexto colombiano, Abinzano et al. (2023) incluyen variables financieras y no financieras, como la edad de la firma, las condiciones macroeconómicas y variables dummy de industria y región, en un modelo aplicado a procesos de reorganización bajo la Ley 1116 de 2006.

6. CONSIDERACIONES ÉTICAS

Todo trabajo de investigación debe incorporar las consideraciones éticas que se aplicaran, para eso es importante traer a colación la definición de ética y en palabras de Adela Cortina, “la ética es un tipo de saber de los que pretende orientar la acción humana en un sentido racional; es decir, pretende que obremos racionalmente. A diferencia de los saberes preferentemente teóricos, contemplativos, a los que no importa en principio orientar la acción, la ética es esencialmente un saber para actuar de un modo racional. Pero no sólo en un momento puntual, como para fabricar un objeto o conseguir un efecto determinado, como ocurre con otro tipo de saber, el saber técnico, sino para actuar racionalmente en el conjunto de la vida, consiguiendo de ella lo más posible, para lo cual es preciso saber ordenar las metas de nuestra vida inteligentemente” (Cortina, 2000)

En esta investigación, los posibles problemas éticos, serían los relacionados con la citación de autores que se tomarán como base para la construcción de este trabajo, y un posible uso indebido de la información financiera de las empresas en reorganización, sin embargo para mitigar estos posibles riesgos éticos, el trabajo tendrá una verificación de todas las fuentes que se usen y su respectiva cita y referencia, además las bases de datos de la información financiera de las empresas se tomaran de bases públicas, como la superintendencia de sociedades, la base de datos ISI EMIS, la base de datos de Orbis y las páginas oficiales de las entidades como el RUES (Registro Único Empresarial y social) que pertenece a Confecámaras.

Aunque parte de la información utilizada es de acceso público o proviene de fuentes autorizadas, los resultados se presentarán de manera agregada, evitando divulgar nombres, datos particulares o combinaciones de características que permitan identificar directamente a las empresas analizadas. Asimismo, los resultados serán interpretados con prudencia, con el

propósito de evitar la estigmatización de las empresas en reorganización o su clasificación automática como inviables, insolventes o destinadas a la liquidación. El modelo se empleará exclusivamente con fines académicos y analíticos, y sus estimaciones se entenderán como probabilidades sujetas a las características de la muestra y del periodo estudiado, no como juicios definitivos sobre la situación o continuidad de una empresa en particular.

7.METODOLOGÍA

Con base en las investigaciones revisadas, se propone para esta investigación el diseño de un modelo de predicción tipo Logit, para así determinar la probabilidad de convergencia financiera empresarial de las empresas del Valle del Cauca que entraron en proceso de reorganización hacia indicadores de empresas comparables de su mismo sector que no están en reorganización. Este modelo tendrá como variable dependiente la probabilidad de convergencia financiera y como explicativas, los indicadores de liquidez, endeudamiento, rentabilidad y eficiencia. Los datos para esta investigación serán tomadas de la superintendencia de sociedades, y fuentes de información financiera como las bases de dato de ISI EMIS, Orbis, y validación de datos en la página del RUES de Confecámaras.

En cuanto a las variables explicativas, que para este caso son indicadores como el endeudamiento, el ROA, el ROE, la razón corriente, los costos y gastos operativos sobre activos, el margen operativo, las mismas se seleccionaron porque aportan información relevante para diferenciar las empresas que muestran señales de convergencia frente a aquellas que no las presentan. Esta aproximación tiene respaldo en la literatura financiera, especialmente en los estudios de predicción de insolvencia empresarial,

7.1 ENFOQUE, MODELO Y VALIDACION

La investigación adopta un enfoque cuantitativo, en la medida en que se basa en la medición de variables financieras y de control y en la estimación de un modelo estadístico para explicar la probabilidad de convergencia financiera de las empresas en reorganización. Este enfoque se alinea con las características de los estudios explicativos, que buscan identificar las relaciones entre variables y contrastar hipótesis formuladas a partir de un marco teórico previo (Hernández-Sampieri et al., 2014).

El estudio es de tipo explicativo, pues pretende determinar en qué medida indicadores de liquidez, endeudamiento, rentabilidad, eficiencia operativa, junto con variables de control, inciden sobre la probabilidad de convergencia financiera de las empresas admitidas a reorganización bajo la Ley 1116 de 2006. El alcance temporal comprende el periodo 2020–2024, durante el cual se observan empresas del Valle del Cauca que han atravesado procesos de reorganización y cuentan con información financiera disponible.

En contextos de empresas con dificultades financieras, la probabilidad de convergencia financiera puede modelarse como un evento binario mediante un modelo Logit. En esta especificación, la probabilidad condicional de ocurrencia del evento $\Pr(Y_{i,t+h} = 1 \mid X_{i,t})$ se representa con la función logística $P = \frac{\exp(Z)}{1+\exp(Z)}$, donde el índice $Z = \beta_0 + \beta'X$ agrega los indicadores financieros y permite que la probabilidad estimada permanezca en el intervalo $[0, 1]$ (Cramer, 2002). Además, esta formulación es consistente con la interpretación clásica del Logit como transformación de log-odds en modelos de respuesta binaria (Ohlson, 1980).

Aunque los modelos de duración o hazard models permiten incorporar de manera explícita el tiempo de exposición al riesgo y la variación temporal de las empresas (Shumway, 2001), en esta investigación se optó por estimar un modelo Logit estático. Esta elección responde, en primer lugar, a que la variable dependiente se construye como un resultado binario anual, orientado a identificar si cada empresa presenta o no convergencia financiera en cada periodo observado, y no a estimar el tiempo transcurrido hasta la ocurrencia de un evento específico. En segundo lugar, se consideraron el tamaño de la muestra y la disponibilidad de información financiera completa y comparable para el periodo analizado. Finalmente, el modelo Logit facilita la interpretación de los coeficientes, las razones de probabilidades y los efectos

marginales, lo que permite identificar con mayor claridad la incidencia de los indicadores financieros sobre la probabilidad de convergencia. Por tanto, la selección de este modelo es coherente con el objetivo, el alcance y la estructura de los datos empleados en el estudio.

En esta investigación, la variable dependiente indica si la empresa presenta convergencia financiera en cada observación anual, con valor de uno cuando cumple el criterio definido y de cero en caso contrario. Las variables explicativas corresponden a los indicadores financieros y a las variables de control seleccionadas. Desde el punto de vista conceptual, el uso del modelo Logit se sustenta en los siguientes atributos:

- Permite una interpretación probabilística directa de un resultado binario (Ohlson, 1980).
- Cuenta con una amplia utilización en la literatura de predicción de insolvencia (Altman, 1968; Ohlson, 1980; Shumway, 2001).
- Permite incorporar indicadores financieros, variables categóricas y variables dummy dentro de una misma especificación (Hosmer et al., 2013).

La evolución reciente hacia modelos de duración y técnicas de machine learning evidencia la existencia de enfoques alternativos con ventajas específicas. Sin embargo, para los fines de esta tesis, el modelo Logit ofrece un equilibrio adecuado entre interpretabilidad económica y capacidad predictiva (Geng et al., 2015; Correa-Mejía & Lopera-Castaño, 2020).

Este modelo incluye también la validación predictiva mediante pruebas out-of-sample, métricas de desempeño como la matriz de confusión, sensibilidad, especificidad, AUC-ROC y Brier score, y el análisis del poder discriminante entre empresas que convergen y aquellas que no lo hacen, siguiendo los lineamientos de la literatura sobre regresión logística aplicada (Hosmer et al., 2013). De este modo, el modelo no solo busca significancia estadística, sino utilidad analítica para acreedores, entidades financieras, reguladores y empresas en reorganización, al

proporcionar una herramienta cuantitativa de apoyo para la evaluación de su trayectoria financiera dentro del régimen de insolvencia colombiano.

7.2 POBLACIÓN, UNIDAD DE ANÁLISIS Y MUESTRA

La unidad de análisis es la empresa admitida a un proceso de reorganización empresarial bajo el régimen de insolvencia regulado por la Ley 1116 de 2006.

La población objetivo está conformada por las empresas del Valle del Cauca que han sido admitidas a procesos de reorganización empresarial en Colombia y que se encontraban activas en los periodos 2020–2024, de acuerdo con los registros de la Superintendencia de Sociedades, autoridad competente para conocer de los procesos de insolvencia empresarial (Superintendencia de Sociedades, 2021).

La siguiente Tabla (tabla 2) nos muestra la distribución empresa-sector de la población de objeto de estudio, la cual se delimita a 109 empresas con domicilio principal en el departamento del Valle del Cauca, activas, en procesos de reorganización a 2024 y que presentan información financiera suficiente para el cálculo de los indicadores requeridos entre los años 2020 y 2024.

Tabla 2 *Distribución de Empresas-Sector*

Sector	Número de empresas	Participación porcentual
AGROPECUARIO	8	7,30%
COMERCIO	25	22,90%
CONSTRUCCION	12	11,00%
MANUFACTURA	37	33,90%
SERVICIOS	21	19,30%
TRANSPORTE	6	5,50%
Total	109	100,00%

Fuente: Elaboración Propia, con datos extraídos de los informes de empresas en reorganización de la Superintendencia de sociedades.

La muestra para este trabajo se obtiene después de revisar la base de datos de todas las empresas del Valle del Cauca en procesos de Reorganización Empresarial, reportadas por la Superintendencia de sociedades desde 2009 hasta 2024, mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia, dado que la inclusión de casos depende de la disponibilidad de información financiera completa. Este tipo de muestreo es adecuado cuando se trabaja con poblaciones acotadas y accesibles y la selección está condicionada por criterios de elegibilidad previamente definidos (Otzen & Manterola, 2017).

Como el modelo deberá predecir la convergencia financiera o no de la empresa en proceso de reorganización frente a una empresa comparable de su mismo sector que no se encuentra en proceso de reorganización, se obtuvo las bases de datos, para los mismos sectores, de las demás empresas del Valle del Cauca que no están en proceso de reorganización y cuyos activos totales fueran iguales o cercanos a los de las empresas analizadas. De las bases de datos obtenidas se seleccionaron con base en sus activos totales 3 empresas por sector para actuar como comparables frente a las empresas en reorganización objeto de esta investigación.

Para construir el *benchmark*, las empresas se clasificaron mediante una estratificación basada en dos criterios: el sector económico y el valor de los activos totales, expresados en millones de pesos colombianos. Dentro de cada sector se definieron tres rangos de activos, con el propósito de comparar a las empresas en reorganización con compañías que, además de desarrollar actividades económicas similares, presentaran una escala empresarial relativamente comparable. De esta forma, se evitó utilizar un único referente sectorial que pudiera mezclar empresas con diferencias sustanciales de tamaño, estructura operativa y capacidad financiera.

Los rangos se establecieron teniendo en cuenta la distribución observada de los activos y las características de cada sector. Para los sectores agropecuario, construcción y transporte se

utilizaron límites de \$10.000 y \$50.000 millones; para comercio y manufactura, de \$20.000 y \$50.000 millones; y para servicios, de \$10.000 y \$40.000 millones. Estas diferencias responden a que los sectores presentan distintos niveles de intensidad de activos y disponibilidad de empresas comparables. En consecuencia, cada empresa en reorganización fue contrastada con el referente conformado por empresas que no se encontraban en dicho proceso y que pertenecían al mismo sector y rango de activos. A continuación, se muestra la Tabla 3 con la clasificación:

Tabla 3 Clasificación de los rangos de activos por sector económico

Agrupación de sectores	Rango inferior	Rango intermedio	Rango superior
Agropecuario, construcción y transporte	Menor de \$10.000 millones	Desde \$10.000 hasta menos de \$50.000 millones	Igual o superior a \$50.000 millones
Comercio y manufactura	Menor de \$20.000 millones	Desde \$20.000 hasta menos de \$50.000 millones	Igual o superior a \$50.000 millones
Servicios	Menor de \$10.000 millones	Desde \$10.000 hasta menos de \$40.000 millones	Igual o superior a \$40.000 millones

Fuente: Elaboración propia. Valores expresados en millones de pesos colombianos.

7.3 CRITERIOS DE INCLUSIÓN:

- Empresas del Valle del Cauca en procesos de reorganización a 2024 y con información financiera completa de los años 2020 y 2024.
- Empresas del Valle del Cauca activas y que no están en proceso de reorganización para actuar como comparable.
- Disponibilidad de estados financieros.

7.4 CRITERIOS DE EXCLUSIÓN:

- Empresas sin estados financieros completos o con información inconsistente.
- Proceso de reorganización finalizados o con estado en liquidación

7.5 FUENTES Y RECOLECCIÓN DE DATOS

La investigación utiliza fuentes secundarias:

- Información de procesos de reorganización
- Bases de datos y registros de la Superintendencia de Sociedades sobre procesos de reorganización, estado de los trámites, aprobación o terminación de acuerdos y liquidaciones, de acuerdo con lo previsto en la Ley 1116 de 2006 y las guías institucionales de la entidad (Congreso de la República de Colombia, 2006; Superintendencia de Sociedades, 2022).

▪ Información financiera

Los Estados financieros fueron tomados desde la base de datos de EMIS, y por autoría propia se calcularon los indicadores financieros para cada compañía y por cada año, incluyendo los indicadores de las empresas seleccionadas como comparables.

Los datos se consolidan en una base de datos única, estructurada a nivel empresa año, y se preparan para su análisis en el software estadístico R

▪ Uso de la inteligencia artificial

Durante el desarrollo de la investigación se utilizó una herramienta de inteligencia artificial generativa como apoyo en la revisión de la redacción, la organización de algunos apartados y la generación inicial de fragmentos del código empleado para la estimación y validación del modelo. El código generado fue posteriormente revisado, ajustado y ejecutado, se verificó la correcta definición de las variables, la aplicación de los procedimientos econométricos y la consistencia de los resultados obtenidos. El uso de esta herramienta no sustituyó el análisis académico ni la consulta de fuentes especializadas, por lo que las decisiones metodológicas, la

interpretación de los resultados y la formulación de las conclusiones estuvieron bajo la responsabilidad de los autores.

7.6 DEFINICIÓN OPERACIONAL DE LAS VARIABLES

7.6.1 VARIABLE DEPENDIENTE: CONVERGENCIA FINANCIERA EMPRESARIAL

La variable dependiente es dicotómica e indica el resultado de la convergencia financiera de las empresas en proceso de reorganización empresarial.

- 1 = la empresa converge financieramente
- 0 = la empresa no converge financieramente

Esta forma de codificación es coherente con la literatura de modelos de clasificación binaria aplicada a eventos corporativos como quiebra, incumplimiento y supervivencia (Hosmer et al., 2013).

Como debía calcularse la variable dependiente Y, como parte fundamental del modelo, y teniendo en cuenta que se estaban evaluando 5 indicadores por empresa y por año, además de que las unidades de medida de algunos indicadores no eran las mismas, se estableció la necesidad de crear un indicador de convergencia financiera, a través del cual se pudiera medir la distancia entre los indicadores financieros de la empresa en reorganización y los indicadores financieros de la empresa comparable. Se seleccionaron tres comparables por sector, con base en sus activos totales, para que fueran comparables por tamaño.

El índice de convergencia financiera se plantea entonces en esta investigación, como una medida sintética que permite identificar si una empresa en proceso de reorganización muestra señales de acercamiento hacia un patrón financiero de referencia. En la literatura, la convergencia financiera se ha estudiado a partir de la evolución de razones financieras frente a

valores promedio o de referencia, especialmente cuando se busca establecer si las empresas reducen sus desviaciones respecto a estructuras financieras consideradas comparables.

Desde el punto de vista metodológico, el índice se estructura como un indicador compuesto, debido a que la convergencia financiera no puede observarse adecuadamente mediante una sola razón contable, sino a través de varias dimensiones financieras. De acuerdo con el Handbook on Constructing Composite Indicators, elaborado por la Organisation for Economic Co-operation and Development y el Joint Research Centre de la Comisión Europea (OECD/JRC, 2008) explican que un indicador compuesto se forma cuando varios indicadores individuales se integran en un solo índice a partir de un modelo conceptual que justifica su selección y combinación.

En consecuencia, el índice de convergencia financiera para este trabajo no se entiende como una medida aislada de desempeño, sino como una herramienta de clasificación que resume si la empresa presenta señales conjuntas de acercamiento a una condición financiera más estable. Su aplicación en este trabajo permite construir la variable dependiente del modelo logit, diferenciando las observaciones que muestran convergencia financiera de aquellas que conservan señales de deterioro o distancia respecto al patrón de referencia

En cuanto a la estructuración del índice en este trabajo, parte de comparar cada indicador financiero de la empresa en reorganización con un parámetro de referencia, en este caso los indicadores financieros de empresas financieramente sanas o a un umbral definido con base en la muestra analizada. Esta comparación permite clasificar cada razón financiera como convergente o no convergente, según evidencie acercamiento al comparable. La pertinencia de este

procedimiento se apoya en la idea de que los indicadores financieros pueden presentar procesos de ajuste hacia valores de referencia, lo cual ha sido tratado en estudios sobre ajuste y convergencia de ratios financieros (Gallizo & Salvador, 2003). Además, la OCDE/JRC señala que la normalización es necesaria cuando se combinan variables con unidades o escalas distintas, dado que permite hacerlas comparables antes de agregarlas en un índice (OECD, European Union, & European Commission, Joint Resarce Centre, 2008).

Autores como Gallizo, Saladrigues y Salvador analizaron la convergencia mediante las desviaciones de indicadores financieros frente a valores promedio de referencia, lo cual respalda la idea de evaluar el acercamiento de una empresa hacia un comportamiento financiero esperado dentro de un grupo comparable (Gallizo et al., 2010). De forma complementaria, la literatura sobre ratios financieros ha señalado que los promedios sectoriales pueden funcionar como objetivos o puntos de comparación para evaluar el desempeño relativo de las empresas.

Para esta investigación, el índice de convergencia financiera se construye a partir de indicadores que representan dimensiones básicas de la situación económico-financiera de la empresa: endeudamiento, rentabilidad, liquidez y eficiencia operativa. Esta selección se fundamenta en la literatura de predicción de dificultades financieras, en la cual los indicadores contables han sido utilizados para anticipar problemas de insolvencia, deterioro financiero o probabilidad de quiebra. Beaver demostró que los ratios financieros contienen información útil para anticipar el fracaso empresarial, mientras que Altman incorporó indicadores de liquidez, rentabilidad, apalancamiento y eficiencia en modelos de predicción de quiebra (Beaver, 1966)

La regla de agregación propuesta consiste en contar el número de indicadores que presentan convergencia en cada empresa y año. Cuando tres o más indicadores convergen, la observación se clasifica como financieramente convergente; en caso contrario, se clasifica como

no convergente. Esta regla permite transformar el comportamiento conjunto de las razones financieras en una variable binaria útil para el modelo econométrico, manteniendo una interpretación clara y trazable. La literatura sobre indicadores compuestos advierte que la agregación debe estar documentada y ser consistente con el marco teórico, especialmente porque la ponderación y la forma de combinación influyen en la interpretación del índice (OECD, European Union, & European Commission, Joint Research Centre, 2008). En este caso, la agregación por mayoría simple evita depender de un solo indicador y reconoce que la recuperación financiera es un fenómeno multidimensional.

Es importante mencionar que el índice de convergencia financiera se formuló mediante los siguientes cálculos:

- Distancia absoluta= Valor absoluto de: indicador empresas en reorganización- indicador de empresa comparable
- Distancia relativa= Distancia absoluta / Indicador de la empresa comparable
- Distancia de convergencia: 1-distancia relativa

Regla de convergencia: si el resultado de la distancia de convergencia es mayor o igual al 60% el indicador converge de lo contrario no converge. Se estima como punto de corte 60%, para no ser conservadores y con el propósito de exigir un grado de aproximación superior al punto medio de la escala y evitar que diferencias moderadas frente al benchmark fueran interpretadas como evidencia suficiente de convergencia financiera.

Con el fin de evaluar la sensibilidad de esta decisión, el modelo también se estimó utilizando un umbral alternativo del 50 %. La comparación consideró la estabilidad de los signos de los coeficientes, la significancia estadística de las variables y la coherencia de los resultados con el concepto de convergencia financiera. Aunque los principales resultados asociados con el

endeudamiento y el ROA se mantuvieron bajo ambos escenarios, el umbral del 60 % permitió una clasificación más exigente y concentró la capacidad explicativa del modelo en las características financieras de las empresas, con una menor incidencia de las diferencias sectoriales. Por esta razón, se adoptó el 60 % como especificación principal, mientras que el escenario del 50 % se utilizó como prueba de sensibilidad de la variable dependiente

Los indicadores financieros utilizados para este cálculo fueron: la razón corriente, endeudamiento, ROA, ROE, rotación de activos, los demás indicadores calculados en la base de datos serán incorporados únicamente para el modelo, y así evitar posible circularidad del modelo, por usar los mismos datos en el cálculo de la variable Y y para correr el modelo.

Debido a que algunos indicadores utilizados para construir la variable dependiente también se incorporaron como predictores, se estimó un modelo alternativo que excluyó la razón corriente, el endeudamiento, el ROA, el ROE y el margen operativo. Esta especificación conservó únicamente costos y gastos sobre activos, tamaño empresarial, sector y año, con el propósito de verificar que los resultados no dependieran exclusivamente de los componentes utilizados para medir la convergencia financiera. El modelo alternativo excluye los indicadores utilizados en la construcción de la variable dependiente.

Tabla 4 Comparativo modelos original y alternativo

Indicador	Modelo original	Modelo alternativo
AUC		
Entrenamiento	0,8598	0,7681
AUC —prueba	0,7869	0,7489
Brier —prueba	0,0945	0,0946
Pseudo R ² de McFadden	0,3028	0,1649

Fuente: Elaboración propia.

Como se observa en la Tabla 4, aunque la exclusión de estas variables redujo moderadamente la capacidad discriminante, el modelo alternativo mantuvo un AUC de 0,7489 en la muestra de prueba y un Brier de 0,0946, prácticamente igual al obtenido por el modelo original. Asimismo, los costos y gastos sobre activos, el tamaño empresarial y las variables correspondientes a los años 2023 y 2024 conservaron significancia estadística. Estos resultados evidencian que el modelo mantiene capacidad predictiva aun bajo una especificación más restrictiva y que sus hallazgos no se explican únicamente por la inclusión de los indicadores empleados para construir la variable dependiente. En consecuencia, el modelo original se conserva como especificación principal y el modelo alternativo se presenta como prueba de robustez frente al riesgo de circularidad.

7.7 VARIABLES EXPLICATIVAS FINANCIERAS

Con base en el marco teórico y en la literatura sobre predicción de insolvencia, supervivencia empresarial o convergencia financiera, se incluyen las siguientes categorías de indicadores financieros (Tabla 5):

Variables independientes-Indicadores financieros

Tabla 5 Variables independientes-Indicadores financieros

Dimensión financiera	Indicador	Fórmula
Liquidez	Razón corriente	Activos corrientes / Pasivos corrientes
Endeudamiento	Endeudamiento total	Deuda total / Activos totales
Rentabilidad	ROA	Utilidad neta / Activos totales
Rentabilidad	ROE	Utilidad neta / Patrimonio
Rentabilidad	Margen operativo	Utilidad operativa / Ventas
Eficiencia operativa	Costos y gastos sobre activos	Costos y gastos / Total de activos
Eficiencia operativa	Rotación de activos	Ventas / Activos

Fuente: Elaboración propia

Los indicadores relacionados en la Tabla 5 se calcularon para cada empresa, y por cada año. En esta investigación, la selección de indicadores se fundamenta en la literatura de predicción de dificultad financiera, donde las razones contables han sido utilizadas para diferenciar empresas con mayor o menor probabilidad de deterioro, insolvencia o recuperación financiera (Beaver, 1966; Altman, 1968; Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984).

7.8 VARIABLES DE CONTROL

Se incorporan variables de control que capturan diferencias estructurales no reflejadas completamente en los estados financieros:

- Tamaño de la empresa: logaritmo natural de los activos totales.
- Sector económico.

Estas variables siguen recomendaciones metodológicas de estudios previos sobre insolvencia, reorganización y supervivencia empresarial, que señalan la importancia del tamaño, el sector y las condiciones del proceso en la explicación del desenlace (Abinzano et al., 2023; Correa-Mejía & Lopera-Castaño, 2020).

7.9 DEPURACIÓN Y TRATAMIENTO DE DATOS

Antes de la estimación del modelo, se realiza un proceso sistemático de depuración de datos:

- Revisión de consistencia y valores faltantes
- Se verifican rangos plausibles para las variables financieras.
 - Tratamiento de valores atípicos (outliers)
- Se identifican valores extremos en las ratios financieros y se evalúa su impacto.
 - Transformaciones de variables
- Se utilizan transformaciones logarítmicas para variables altamente sesgadas (activos).

Estas prácticas de revisión, depuración y transformación de la información son coherentes con las recomendaciones generales de los estudios cuantitativos, en los cuales resulta necesario garantizar la calidad, consistencia y medición adecuada de las variables analizadas. Asimismo, en el contexto de la regresión logística, Hosmer et al. (2013) resaltan la importancia de la selección de covariables, la evaluación de la escala de las variables continuas, el tratamiento de problemas numéricos y la valoración del ajuste del modelo, aspectos relevantes antes de interpretar los resultados de la estimación (Hernández-Sampieri et al., 2014; Hosmer et al., 2013).

La siguiente tabla resume el análisis descriptivo de todas las variables financieras incorporadas al modelo:

Tabla 6 Resultados descriptivos Variables financieras

Año	Observaciones	Convergencia %	Endeudamiento promedio	ROA promedio	ROE promedio	Razón corriente promedio	Costos y gastos / activos promedio	Margen operativo promedio	Ln activos promedio
2020	109	18,35%	0,744	0,0006	-0,1045	3,9785	0,8926	-0,0268	8,8223
2021	109	12,84%	0,7553	0,0124	-0,1589	3,4889	0,9126	-0,0106	8,9016
2022	109	12,84%	0,7736	-0,0011	-0,054	9,1542	1,0522	-0,1399	8,9695
2023	109	6,42%	0,7907	-0,0053	0,0806	6,5941	1,0138	-0,0579	8,9507
2024	109	13,76%	0,8265	-0,0438	-0,0867	3,6053	1,0508	-5,328	8,9291
Total	545	12,84%	0,778	-0,0074	-0,0647	5,3642	0,9844	-1,1127	8,9146

Fuente: Elaboración propia

El año 2020 presentó el mayor porcentaje observado de convergencia del periodo, con 18,35 %. Este resultado corresponde a la proporción de empresas-año clasificadas como convergentes en dicho periodo. El endeudamiento promedio fue de 0,7440, el más bajo de los cinco años analizados, mientras que el ROA fue prácticamente neutro, con un valor de 0,0006. La razón corriente se ubicó en 3,9785 y el margen operativo fue negativo, aunque moderado, con -0,0268. En conjunto, este año muestra una combinación de menor endeudamiento relativo y

mayor frecuencia de convergencia, lo cual es coherente con los resultados del modelo, donde el endeudamiento reduce la probabilidad estimada de convergencia.

En 2021, la convergencia disminuyó a 12,84 %. El endeudamiento promedio aumentó levemente a 0,7553, mientras que el ROA alcanzó su mejor promedio del periodo, con 0,0124. No obstante, el ROE fue negativo en -0,1589 y la razón corriente descendió a 3,4889. Este comportamiento refleja cierta mejora en la rentabilidad sobre activos, pero sin que ello se traduzca en una mayor proporción de convergencia frente a 2020.

En 2022, la convergencia se mantuvo en 12,84 %, igual que en 2021. El endeudamiento continuó aumentando hasta 0,7736 y el ROA volvió a terreno negativo, con -0,0011. La razón corriente alcanzó el valor más alto del periodo, 9,1542, lo que muestra una liquidez promedio elevada, aunque no necesariamente asociada con mayor convergencia. Además, el margen operativo se deterioró a -0,1399. Este año evidencia que una mayor liquidez promedio no necesariamente implica una mayor probabilidad de recuperación financiera.

En 2023, la convergencia cayó a 6,42 %, el nivel más bajo del periodo. El endeudamiento promedio siguió aumentando y se ubicó en 0,7907. Aunque el ROE fue positivo, con 0,0806, el ROA continuó negativo y el margen operativo también se mantuvo en terreno desfavorable. Este comportamiento descriptivo es consistente con el resultado del modelo Logit, donde el año 2023 presentó un efecto negativo y estadísticamente significativo sobre la probabilidad estimada de convergencia frente al año base.

En 2024, la convergencia aumentó a 13,76 %, aunque el endeudamiento alcanzó su nivel más alto del periodo, con 0,8265. El ROA presentó el valor más bajo de todos los años, con -0,0438, y el margen operativo mostró un deterioro fuerte, con -5,3280. Aunque el porcentaje de

convergencia mejora frente a 2023, los indicadores financieros promedio muestran un deterioro en rentabilidad y margen operativo.

Se revisaron los valores extremos de los indicadores financieros mediante el análisis de sus distribuciones, estadísticos descriptivos y registros empresariales de origen. En particular, se verificaron los valores que incidieron en el promedio del margen operativo de 5,328 en 2024 y de la razón corriente de 9,15 en 2022, con el propósito de determinar si correspondían a errores de cálculo, digitación o reporte. Una vez contrastados con la información financiera disponible, se comprobó que estos valores provenían de los estados financieros de las empresas y no de inconsistencias en la construcción de la base de datos.

En consecuencia, no se aplicó eliminación ni winsorización automática, debido a que los valores extremos pueden representar situaciones financieras reales de las empresas en reorganización, especialmente cuando existen utilidades o pérdidas operacionales elevadas, patrimonios reducidos o pasivos corrientes bajos. Su exclusión habría podido disminuir la heterogeneidad propia de la muestra y modificar artificialmente la información utilizada por el modelo. No obstante, estos resultados se interpretan con cautela y de manera conjunta con otras medidas descriptivas, reconociendo que la media puede verse influenciada por observaciones extremas.

7.10 ESPECIFICACIÓN Y ESTIMACIÓN DEL MODELO LOGIT

Para la especificación del modelo se incorporaron indicadores financieros asociados con las dimensiones de liquidez, endeudamiento, rentabilidad y eficiencia operativa, junto con variables de control relacionadas con el tamaño empresarial, el año de observación y el sector económico. La probabilidad de convergencia financiera se estimó mediante la siguiente ecuación Logit:

$$\log \left(\frac{P(y_converge_logit_{it} = 1 | X_{it})}{1 - P(y_converge_logit_{it} = 1 | X_{it})} \right) = \beta_0 + \beta_1 endeudamiento_{it} + \beta_2 roa_{it} + \beta_3 roe_{it} \\ + \beta_4 razon_corriente_{it} + \beta_5 costos_gastos_activos_{it} \\ + \beta_6 margen_operativo_{it} + \beta_7 ln_activos_{it} \\ + \sum_{a=2021}^{2024} \gamma_a año_{a,it} \\ + \sum_{s \in S} \delta_s sector_{s,i}$$

En la ecuación, $P(y \text{ converge logit } it = 1 \text{ dado } X \text{ it})$ representa la probabilidad de que la empresa i , en el año t , presente convergencia financiera, considerando las variables explicativas incluidas en el modelo. La variable dependiente toma el valor de 1 cuando la observación empresa año cumple los criterios establecidos para la convergencia financiera y 0 cuando no los cumple. El término b_0 corresponde al intercepto, mientras que los coeficientes b_1 a b_7 representan el cambio estimado en el logaritmo de las posibilidades relativas de convergencia asociado con cada variable, manteniendo constantes las demás condiciones del modelo.

El endeudamiento corresponde a la relación entre los pasivos y los activos totales. El ROA representa la rentabilidad sobre los activos y se calcula dividiendo la utilidad neta entre los activos totales. El ROE corresponde a la rentabilidad sobre el patrimonio y se obtiene mediante la relación entre la utilidad neta y el patrimonio. La razón corriente mide la capacidad de la empresa para cubrir sus obligaciones de corto plazo con sus activos corrientes. La relación de costos y gastos sobre activos compara el total de costos y gastos con los activos totales. El margen operativo representa la proporción de las ventas que se convierte en utilidad operativa. Finalmente, el logaritmo natural de los activos totales se utiliza como medida del tamaño empresarial.

Las variables temporales se incorporaron mediante variables dicotómicas para los años 2021, 2022, 2023 y 2024, tomando 2020 como categoría de referencia. Estas variables permiten

identificar las diferencias en la probabilidad de convergencia financiera de cada año frente al periodo base, manteniendo constantes las demás variables.

Las variables sectoriales también se incorporaron mediante variables dicotómicas para los sectores Comercio, Construcción, Manufactura, Servicios y Transporte. El sector Agropecuario se estableció como categoría de referencia. Por tanto, sus coeficientes representan las diferencias de cada sector frente al sector base, manteniendo constantes las demás variables incluidas en el modelo.

7.11 EVALUACIÓN DEL AJUSTE Y DIAGNÓSTICO DEL MODELO

Una vez estimado el modelo logit, se aplicaron distintos criterios de evaluación del ajuste:

- Pruebas de significancia global del modelo y de los coeficientes individuales.
- Comparación de log-verosimilitudes entre modelos anidados.
- Adicionalmente, se analiza la multicolinealidad entre las variables explicativas mediante factores de inflación de la varianza (VIF), con el fin de evitar problemas de inestabilidad en las estimaciones (Hosmer et al., 2013).

7.12 VALIDACIÓN FUERA DE MUESTRA

7.12.1 DIVISION DE LOS DATOS

La metodología de modelado se estructuró a partir de una división de la base en dos subconjuntos, con el fin de estimar el modelo sobre una parte de los datos y evaluar su capacidad predictiva sobre observaciones no utilizadas en el ajuste inicial. La muestra total estuvo conformada por 545 observaciones, distribuidas en 381 observaciones de entrenamiento y 164 observaciones de prueba, equivalentes al 70% y 30% de la base, respectivamente. Esta

separación permite valorar la capacidad de generalización del modelo, dado que el desempeño sobre datos de entrenamiento no siempre refleja el comportamiento frente a nuevas observaciones (James et al., 2023). En el conjunto de entrenamiento se identificaron 332 casos sin convergencia y 49 casos con convergencia, mientras que en la muestra de prueba se observaron 143 casos sin convergencia y 21 casos con convergencia. Esta separación permite valorar la capacidad de generalización del modelo, dado que el desempeño sobre datos de entrenamiento no siempre refleja el comportamiento frente a nuevas observaciones (James et al., 2023).

7.12.2 METRICAS DE EVALUACION

7.12.2.1 MATRIZ DE CONFUSIÓN Y ROC.

En este tipo de modelos, la matriz de confusión constituye el punto de partida del análisis, porque permite comparar los valores observados con los valores predichos y clasificar los resultados en verdaderos positivos, verdaderos negativos, falsos positivos y falsos negativos. Esta estructura permite evaluar no solo cuántas predicciones fueron correctas, sino también en qué tipo de clasificación se concentra el error del modelo, aspecto relevante cuando se trabaja con eventos financieros de ocurrencia desigual entre grupos (James et al., 2023).

- **Exactitud:** La exactitud mide la proporción total de clasificaciones correctas frente al total de observaciones evaluadas. Aunque es una métrica útil para obtener una primera lectura del desempeño general, su interpretación debe ser prudente cuando existe desbalance entre clases, porque un modelo puede mostrar una exactitud elevada si clasifica correctamente la categoría mayoritaria, aun cuando tenga dificultades para reconocer la categoría de menor frecuencia. Por esta razón, la exactitud debe complementarse con medidas como sensibilidad,

especificidad y precisión, las cuales permiten evaluar el comportamiento del modelo frente a cada grupo de clasificación (James et al., 2023; Fawcett, 2006).

- **Sensibilidad:** La sensibilidad también denominada recall o tasa de verdaderos positivos, mide la capacidad del modelo para identificar correctamente los casos en los que el evento sí ocurre. En esta investigación, permite analizar qué tan bien el modelo reconoce las empresas que efectivamente presentan convergencia financiera. La especificidad, por su parte, mide la capacidad para clasificar correctamente los casos en los que el evento no ocurre, es decir, las empresas que no presentan convergencia. Ambas métricas son necesarias porque permiten observar si el modelo mantiene equilibrio entre la identificación de casos positivos y negativos, en lugar de concentrarse únicamente en la clasificación del grupo más frecuente (Fawcett, 2006).

- **Precisión:** La precisión mide qué proporción de los casos clasificados como positivos corresponde realmente a eventos positivos observados. Esta métrica resulta importante cuando el interés no es solo detectar empresas con posible convergencia, sino reducir el número de clasificaciones positivas incorrectas. De manera complementaria, el F1 combina precisión y sensibilidad en una sola medida, por lo que resulta útil cuando se busca evaluar el equilibrio entre identificar correctamente los casos positivos y evitar clasificaciones positivas erróneas. Estas métricas permiten una lectura más completa que la exactitud, especialmente cuando el evento de interés no se distribuye de forma homogénea en la muestra (James et al., 2023).

- **Curva ROC:** la curva ROC y el área bajo la curva permiten evaluar la capacidad discriminante del modelo bajo distintos puntos de corte. La curva ROC relaciona la tasa de verdaderos positivos con la tasa de falsos positivos y permite observar cómo cambia el desempeño del clasificador cuando se modifica el umbral de decisión. El AUC resume esa capacidad discriminante en una sola medida, de manera que valores más altos indican una mayor

habilidad del modelo para diferenciar entre empresas con convergencia y empresas sin convergencia. Esta métrica es especialmente útil porque no depende de un único punto de corte y permite analizar el desempeño general del modelo como herramienta de clasificación probabilística (Fawcett, 2006).

Estas métricas permiten valorar no solo la significancia estadística de los coeficientes, sino la utilidad práctica del modelo para discriminar entre empresas que convergen y las que no.

8. APLICACIÓN DEL MODELO

- **Base de datos:**

La base de datos usada en el modelo contiene información de 109 empresas del Valle del Cauca en procesos de reorganización, con información financiera disponibles para los años 2020 al 2024, información contendida de 7 variables (indicadores financieros) para cada año, además para cada empresa variables de control como tamaño, medido mediante el logaritmo natural de sus activos totales y el sector de la economía al que pertenecen. También se incluyeron variables dicotómicas para representar el sector económico y el año de observación. Los datos de estas 109 compañía conforman una base de datos para correr el modelo de 545 observaciones.

Previo a la selección de las 109 empresas, se tenía una base de datos construida con los informes publicados por la superintendencia de sociedades, de 260 empresas con procesos de reorganización activos en el Valle del Cauca, con datos recopilados desde el 2009 hasta el 2024. una vez consultada la información financiera de todas estas compañías en la base de datos de EMIS, se encontró que 63 de estas compañías ya no estaban activas, estaban en proceso de liquidación o habían dejado de reportar información, por lo que se logró obtener información de 197 compañías con información completa o parcial desde el 2009 hasta el 2024, sin embargo como muchas de estas compañías tenían datos faltantes para uno o varios periodos y con la finalidad de obtener una base de datos homogénea que permitiera correr un modelo sin datos faltantes que pudieran alterar los resultados, se optó por acotar esta investigación a los 6 sectores con mayor presencia de compañías en procesos de reorganización del valle del Cauca y que tuvieran datos completos para los últimos 5 años (2020-2024) obteniéndose una base final de 109 empresas, en la siguiente Tabla 7 se observa un resumen del flujo de la selección de la base de datos.

Tabla 7 Flujo de selección de base de datos para modelo

Etapas de selección	Número de empresas
Base inicial de empresas en reorganización del Valle del Cauca, 2009–2024	260
(-) Empresas inactivas, en liquidación o sin reporte de información	63
(=) Empresas con información financiera completa o parcial	197
(-) Empresas excluidas por datos incompletos, falta de comparabilidad o pertenencia a sectores con baja representación	88
(=) Muestra final con información completa para 2020–2024	109

Fuente: elaboración propia con información de la Superintendencia de Sociedades y EMIS.

Los criterios de selección aplicados respondieron a la necesidad de conformar una base de datos homogénea, consistente y comparable para el periodo 2020–2024. Aunque este procedimiento implicó excluir empresas liquidadas, inactivas o con información financiera incompleta, permitió reducir las distorsiones asociadas con datos faltantes y garantizar que todas las compañías incluidas fueran analizadas bajo las mismas condiciones temporales y de disponibilidad de información. En este sentido, la depuración realizada no afecta la validez de los resultados obtenidos para la muestra estudiada, pero sí delimita su alcance. Por tanto, los hallazgos deben interpretarse principalmente en relación con empresas en reorganización que mantuvieron continuidad en el reporte de información financiera durante el periodo analizado, y su generalización a la totalidad de compañías admitidas en estos procesos debe efectuarse con prudencia.

- **Variable dependiente convergencia financiera:**

La variable dependiente, denominada convergencia financiera, se construyó como una variable binaria a partir de la aproximación de cada empresa al referente de su sector económico. Para su cálculo se utilizaron seis indicadores: razón corriente, endeudamiento total, ROA, ROE, margen operativo y rotación de activos. De acuerdo con la regla establecida en la Sección 7.6.1, la variable adoptó el valor de uno cuando la observación cumplió el criterio de convergencia definido y el valor de cero en caso contrario.

Al calcular la variable Y de las 545 observaciones de las 109 empresas en procesos de reorganización analizadas, 475 observaciones reportan que las empresas no convergen en ese año y 70 observaciones como que las empresas convergen en ese año. Esta distribución de los datos podría sesgar los resultados del modelo hacia las empresas que no convergen.

- **Descripción de las variables del modelo:**

La aplicación del modelo se realizó a partir de los indicadores financieros seleccionados para representar las dimensiones de liquidez, endeudamiento, rentabilidad, eficiencia operativa y tamaño empresarial.

- **Razón corriente:**

La razón corriente se incorporó como indicador de liquidez y se calcula dividiendo los activos corrientes entre los pasivos corrientes. Este indicador permite aproximar la capacidad de la empresa para cubrir sus obligaciones de corto plazo con recursos realizables en el mismo horizonte. En estudios de predicción financiera, la liquidez ha sido utilizada como una señal relevante de tensión empresarial, debido a que una menor disponibilidad relativa de activos

corrientes puede limitar la capacidad de pago y aumentar la vulnerabilidad frente a obligaciones inmediatas (Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984).

- **Endeudamiento:**

El endeudamiento se midió como la relación entre pasivos y activos totales. Esta razón permite identificar qué proporción de los activos de la empresa se encuentra financiada con obligaciones frente a terceros. Su inclusión es relevante porque el apalancamiento financiero ha sido uno de los indicadores más utilizados en modelos de predicción de insolvencia, en la medida en que una mayor carga de deuda puede reducir la flexibilidad financiera y aumentar la presión sobre la generación de recursos (Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984).

- **ROA:**

La rentabilidad sobre los activos, ROA, se calculó dividiendo la utilidad neta entre los activos totales. Este indicador mide la capacidad de la empresa para generar resultados a partir de su inversión total en activos. En el contexto de empresas en reorganización, el ROA resulta pertinente porque permite observar si la operación y la estructura de activos están produciendo rendimientos suficientes para apoyar la recuperación financiera. Zmijewski incluyó la utilidad neta sobre activos totales como una de las variables centrales en su modelo de predicción de dificultad financiera, mientras que Ohlson también incorporó medidas de rentabilidad contable dentro de su enfoque probabilístico de quiebra (Zmijewski, 1984; Ohlson, 1980).

- **ROE:**

La rentabilidad sobre el patrimonio, ROE, se calculó dividiendo la utilidad neta entre el patrimonio. Este indicador permite evaluar el rendimiento generado para los propietarios a partir del capital contable. Aunque su interpretación en empresas en reorganización debe realizarse con cautela, debido a que el patrimonio puede estar afectado por pérdidas acumuladas o deterioro

financiero, su inclusión permite complementar el análisis de rentabilidad desde la perspectiva del capital propio. La literatura clásica de predicción financiera muestra que las medidas de rentabilidad son relevantes para evaluar la condición económica de la firma y su capacidad de sostenerse en el tiempo (Beaver, 1966; Altman, 1968).

- **Margen operativo:**

El margen operativo se calculó dividiendo la utilidad operativa entre las ventas. Esta razón permite medir qué proporción de los ingresos de la actividad principal se convierte en resultado operativo antes de considerar efectos financieros, fiscales o extraordinarios. Su inclusión permite evaluar si la empresa conserva capacidad de generación desde su operación ordinaria, lo cual es relevante en procesos de reorganización, donde la sostenibilidad no depende únicamente de renegociar pasivos, sino también de recuperar la capacidad operativa del negocio. Altman utilizó indicadores asociados con utilidad operativa y ventas dentro de su modelo de predicción de quiebra, al reconocer que la rentabilidad y la eficiencia en el uso de activos son dimensiones relevantes del riesgo financiero (Altman, 1968).

- **Relación costos y gastos /activos:**

La relación de costos y gastos sobre activos se calculó dividiendo el total de costos y gastos entre los activos totales. Este indicador permite aproximar la intensidad de la estructura operativa frente a la base de activos disponible. En la aplicación del modelo, esta variable permite observar si el nivel de actividad y consumo de recursos guarda relación con la probabilidad de convergencia financiera. Su interpretación debe realizarse junto con los indicadores de rentabilidad, porque un mayor nivel de costos y gastos puede reflejar presión sobre los resultados, pero también continuidad operativa cuando la empresa mantiene actividad económica durante el proceso de reorganización. La literatura de predicción financiera respalda

el uso de razones contables que relacionan resultados, costos, ventas y activos para evaluar desempeño y riesgo empresarial (Altman, 1968; Beaver, 1966; Castillo et al., 2018).

- **Rotación de activos:**

La rotación de activos se calculó dividiendo las ventas entre los activos totales. Este indicador mide la eficiencia con la cual la empresa utiliza sus activos para generar ingresos. En empresas en reorganización, esta medida permite identificar si la base de activos está siendo utilizada de manera productiva o si existe una baja generación de ventas frente a los recursos disponibles. Altman incorporó la relación ventas sobre activos totales dentro de su modelo Z Score como una medida de eficiencia y capacidad de generación de ingresos, lo que respalda su uso en análisis financiero aplicado a empresas con riesgo de deterioro (Altman, 1968).

- **Ln activos totales:**

Finalmente, el tamaño empresarial se midió mediante el logaritmo natural de los activos totales. Esta transformación permite reducir la dispersión de los valores absolutos de activos y facilita la comparación entre empresas de diferente escala. En modelos de predicción financiera, el tamaño ha sido utilizado como variable explicativa porque las empresas más grandes pueden tener estructuras operativas, patrimoniales y de acceso a financiamiento distintas frente a empresas de menor escala. Ohlson incorporó una medida de tamaño basada en activos dentro de su modelo probabilístico de quiebra, lo que respalda su inclusión como variable de control en este tipo de análisis (Ohlson, 1980).

- **Variables dummy temporales:**

Las variables dummy temporales se incorporaron para identificar las diferencias en la probabilidad de convergencia financiera asociadas con cada año del periodo analizado. Se incluyeron variables para 2021, 2022, 2023 y 2024.

- **Variables dummy sectoriales:**

Las variables dummy sectoriales se utilizaron para representar las diferencias asociadas con el sector económico al que pertenece cada empresa. Se incluyeron variables para los sectores Comercio, Construcción, Manufactura, Servicios y Transporte.

9. RESULTADOS Y ANALISIS DEL MODELO

Los datos del modelo fueron distribuidos conforme a la siguiente tabla:

Tabla 8 *Datos de entrenamiento y validación*

Observaciones	545
Train 70%	381
Test 30%	164

Fuente: Elaboración propia

Al correr el modelo las métricas de ajuste global muestran que el modelo completo mejora de manera significativa frente a una especificación sin predictores. El log likelihood del modelo nulo fue de menos 146,20, mientras que el log likelihood del modelo completo fue de menos 101,93. Esta diferencia produjo un estadístico de razón de verosimilitud de 88,55, con 16 grados de libertad y un valor p inferior a 0,001. Este resultado indica que el conjunto de variables incorporadas aporta información relevante para explicar la probabilidad de convergencia. En modelos logísticos, la comparación entre el modelo nulo y el modelo completo mediante verosimilitud permite evaluar si los predictores mejoran la explicación del evento analizado (Hosmer et al., 2013).

La prueba de Hosmer y Lemeshow presentó un estadístico de 1,9455, con 8 grados de libertad y un valor p de 0,9826. Dado que el valor p es superior a los niveles usuales de significancia, no se rechaza la hipótesis de buen ajuste. Esto significa que no se observan diferencias estadísticamente relevantes entre las probabilidades estimadas por el modelo y las frecuencias observadas en los grupos evaluados. Desde el punto de vista metodológico, este resultado sugiere una adecuada calibración del modelo, entendida como la correspondencia entre las probabilidades predichas y los eventos observados (Hosmer et al., 2013).

Tabla 9 Validación fuera de muestra

	Entrenamiento 70%	Prueba 30%
Accuracy	0,8950	0,8963
Sensibilidad	0,3265	0,3333
Especificidad	0,9789	0,9790
Precisión	0,6957	0,7000
AUC	0,8598	0,7869

Fuente: Elaboración propia

La tabla 9 muestra el resumen de las métricas de validación, en donde el desempeño predictivo, el modelo obtuvo una exactitud de 89,50% en entrenamiento y de 89,63% en prueba. La cercanía entre ambos resultados indica estabilidad entre las dos muestras y reduce la posibilidad de sobreajuste evidente.

La especificidad fue de 97,89% en entrenamiento y 97,90% en prueba, lo que evidencia una alta capacidad para clasificar correctamente las empresas sin convergencia financiera. En contraste, la sensibilidad fue de 32,65% en entrenamiento y 33,33% en prueba, lo cual muestra una menor capacidad para identificar los casos positivos de convergencia. Esta diferencia indica que el modelo clasifica con mayor fortaleza la ausencia del evento que su presencia. Dado el desbalance entre las observaciones convergentes y no convergentes, la exactitud se interpretó conjuntamente con las métricas relacionadas de validación que consideran el desempeño en ambas clases. Una clasificación basada exclusivamente en la categoría mayoritaria habría alcanzado una exactitud de 87,14 % en entrenamiento y 87,20 % en prueba, mientras que el modelo obtuvo 89,50 % y 89,63 %, respectivamente. Asimismo, la exactitud balanceada fue de 65,27 % en entrenamiento y 65,62 % en prueba; el F1 alcanzó 44,44 % y 45,16 %, y el coeficiente MCC fue de 0,429 y 0,436. La especificidad, cercana al 98 % en ambas muestras, evidencia una alta capacidad para identificar las empresas que no presentan convergencia, mientras que la

sensibilidad, cercana al 33 %, muestra una identificación más selectiva de los casos convergentes. En conjunto, estos resultados reflejan un desempeño estable entre las muestras y una mayor utilidad del modelo para descartar la convergencia financiera.

El modelo obtuvo un AUC de 0,860 en la muestra de entrenamiento y de 0,787 en la muestra de prueba, esta diferencia refleja la reducción esperada del desempeño al evaluar el modelo con observaciones no utilizadas durante su estimación y puede asociarse con un ajuste ligeramente mayor a los datos de entrenamiento. No obstante, el AUC alcanzado en la muestra de prueba evidencia que el modelo conserva una capacidad de discriminación adecuada fuera de muestra, lo que respalda su utilidad predictiva.

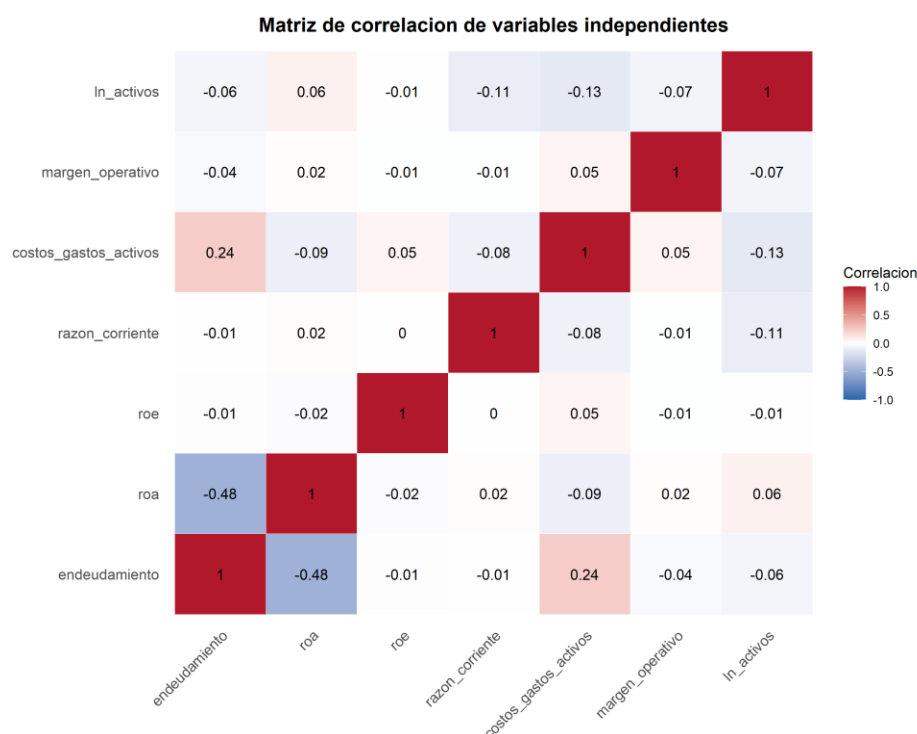
La precisión fue de 69,57 % en entrenamiento y 70,00 % en prueba. Esto significa que, entre las empresas clasificadas por el modelo como convergentes, cerca de siete de cada diez correspondieron efectivamente a observaciones positivas. Este resultado muestra que el modelo tiene una capacidad razonable para confirmar los casos positivos que predice, aunque no logra capturar la totalidad de empresas que realmente presentan convergencia, como lo evidencia la baja sensibilidad. Por tanto, el modelo es más confiable cuando identifica una empresa como convergente que cuando se espera que detecte todos los casos positivos existentes en la muestra (James et al., 2023).

El área bajo la curva ROC fue de 0,8598 en entrenamiento y 0,7869 en prueba. Estos valores indican que el modelo conserva una capacidad discriminante aceptable para diferenciar entre empresas con convergencia y empresas sin convergencia. La disminución del AUC entre entrenamiento y prueba es esperable cuando se valida el modelo con datos no utilizados en la estimación, pero el valor obtenido en prueba mantiene una capacidad razonable de separación entre clases. La curva ROC permite evaluar el balance entre verdaderos positivos y falsos

positivos bajo diferentes puntos de corte, mientras que el AUC resume el desempeño general del clasificador más allá de un único umbral de decisión (Fawcett, 2006).

Matriz de correlación

Ilustración 1 Matriz de correlación



Fuente: Elaboración propia

La matriz de correlación evidencia que no existen relaciones lineales fuertes entre las variables independientes, ya que la mayoría de los coeficientes se encuentran cercanos a cero. La correlación más alta en términos absolutos se observa entre endeudamiento y ROA, con un valor de menos 0,48, lo que indica una relación negativa moderada: a mayores niveles de endeudamiento, tiende a presentarse una menor rentabilidad sobre los activos. También se observa una correlación positiva baja entre endeudamiento y costos y gastos sobre activos, con un valor de 0,24, lo cual sugiere que las empresas más endeudadas podrían tener una mayor carga operativa relativa frente a sus activos.

Matriz de confusión

Tabla 10 *Matriz de confusión*

Muestra	Verdaderos	Falsos	Falsos	Verdaderos
	negativos	positivos	negativos	positivos
Entrenamiento 70%	325	7	33	16
Prueba 30%	140	3	14	7

La tabla 10 Matriz de confusión, evalúa la capacidad predictiva del modelo en prueba y en entrenamiento.

- Verdaderos negativos: Los verdaderos negativos corresponden a empresas no convergentes correctamente clasificadas, en entrenamiento 325 y en prueba 140.
 - Verdaderos positivos: los verdaderos positivos corresponden a empresas convergentes correctamente clasificadas, en entrenamiento 16 y en prueba 7.
- falsos positivos: Los falsos positivos son empresas clasificadas como convergentes cuando realmente no lo eran, en entrenamiento 7 y en prueba 3.
- falsos negativos: los falsos negativos son empresas convergentes clasificadas como no convergentes, en entrenamiento 33 y en prueba 14.

Tabla 11 *Estimación modelo sin clusterización de error estandar*

Variable	Coefficiente β	Error estándar clusterizado	Estadístico z	Valor p	Odds ratio	Significancia	Efecto marginal
Intercepto	-3,3966	1,9081	-1,7801	0,0751	0,0335	.	—
Año 2021	-0,7096	0,521	-1,362	0,1732	0,4918		-0,072
Año 2022	-0,9014	0,5615	-1,6054	0,1084	0,406		-0,0877
Año 2023	-1,7374	0,5883	-2,9534	0,0031	0,176	**	-0,1405
Año 2024	-1,0683	0,5936	-1,7998	0,0719	0,3436	.	-0,1003
Costos y gastos / activos	0,9496	0,2311	4,1089	< 0,0001	2,5848	***	0,0757
Endeudamiento	-3,0425	0,8087	-3,7623	0,0002	0,0477	***	-0,2424
Ln activos	0,3198	0,1525	2,0974	0,036	1,3768	*	0,0255
Margen operativo	0,1042	0,1586	0,6571	0,5111	1,1099		0,0083
Razón corriente	-0,0783	0,0604	-1,2952	0,1952	0,9247		-0,0062
ROA	8,4972	2,4308	3,4957	0,0005	4.901,21	***	0,677
ROE	0,2912	0,1576	1,8486	0,0645	1,3381	.	0,0232
Sector Comercio	-0,7698	1,0011	-0,7689	0,4419	0,4631		-0,0445
Sector Construcción	0,3015	0,9317	0,3236	0,7462	1,3519		0,0233
Sector Manufactura	0,8931	0,8596	1,0391	0,2988	2,4428		0,0801
Sector Servicios	-0,1885	0,9673	-0,1949	0,8455	0,8282		-0,0128
Sector Transporte	1,0663	1,0452	1,0202	0,3076	2,9046		0,0996

Fuente: Elaboración propia

La tabla 11 de estimaciones del modelo, confirma la significancia para algunas de las variables del modelo. Para considerar la posible dependencia entre las observaciones anuales de una misma empresa, se ajustaron los errores estándar mediante clusterización por compañía. Este procedimiento no modificó los coeficientes, los *odds ratios*, los efectos marginales ni las probabilidades estimadas; por tanto, las estadísticas descriptivas de las probabilidades de convergencia y las métricas de clasificación permanecieron sin cambios. El ajuste se reflejó únicamente en los errores estándar, los estadísticos z, los valores p y los intervalos de confianza. los resultados de la tabla 11 se pueden interpretar de la siguiente manera:

El modelo Logit binario permiten identificar que el endeudamiento, el ROA, los costos y gastos sobre activos y el tamaño empresarial son las variables con mayor aporte estadístico para explicar la probabilidad de convergencia financiera de las empresas analizadas.

De los resultados del modelo también fue posible identificar algunas variables con efecto negativo significativo que evidencian factores asociados con una menor probabilidad estimada de convergencia, el endeudamiento es uno de estos factores la igual que los años 2023 y 2024, aunque los años no corresponden a una variable financiera, su inclusión en el modelo se justifica como controles temporales. Estas variables permiten capturar diferencias asociadas al periodo de observación que pueden afectar la probabilidad de convergencia de las empresas.

El endeudamiento presentó un coeficiente negativo de menos 3,0425 y un valor p de 0,0002, lo que evidencia significancia estadística al 1%. La razón de odds fue de 0,0477 y el efecto marginal promedio fue de menos 0,2424, también significativo. Este resultado indica que un mayor nivel de endeudamiento reduce la probabilidad estimada de convergencia financiera un 24,24%, manteniendo constantes las demás variables. Desde el análisis financiero, este hallazgo es consistente con la situación de empresas en reorganización, debido a que una estructura de deuda elevada puede restringir la liquidez, limitar la capacidad operativa y dificultar el cumplimiento de acuerdos. La relación entre indicadores de deuda y probabilidad de deterioro financiero ha sido ampliamente documentada en modelos probabilísticos de predicción empresarial (Ohlson, 1980).

El ROA presentó un coeficiente positivo de 8,4972 y un valor (p) de 0,0005, por lo cual resultó estadísticamente significativo. Su efecto marginal promedio fue de 0,6770, lo que indica que una mayor rentabilidad sobre los activos incrementa la probabilidad de convergencia

financiera en aproximadamente 67,70%. Para verificar que este resultado no estuviera condicionado por valores extremos, se aplicó una winsorización en los percentiles 1 y 99, ajustando ocho observaciones de la muestra de entrenamiento. Al reestimar el modelo, el ROA mantuvo una relación positiva y significativa, con un coeficiente de 0,0961 por cada punto porcentual, un odds ratio de 1,1009 y un valor (p) de 0,0007. Además, el AUC de la muestra de prueba pasó de 0,7869 a 0,7925, lo que confirma que los resultados se mantuvieron estables después del ajuste. Este resultado sugiere que las empresas que logran generar utilidad a partir de su estructura de activos tienen mejores condiciones para sostener la operación, atender compromisos y avanzar hacia una situación financiera más estable. En la literatura de predicción de dificultad financiera, la rentabilidad sobre los activos ha sido considerada una variable relevante para identificar la capacidad de sostenimiento económico de la firma (Ohlson, 1980).

El ROE presentó un coeficiente positivo de 0,2912, pero su valor p fue de 0,0645, por lo que no resultó estadísticamente significativo. Aunque el signo del coeficiente sugiere una relación positiva con la convergencia, no existe evidencia suficiente para afirmar que esta variable explique el resultado del modelo. Este comportamiento puede estar asociado con las características propias de las empresas en reorganización, donde el patrimonio suele verse afectado por pérdidas acumuladas, deterioros o cambios en la estructura financiera. Por esta razón, el ROA ofrece una lectura más estable que el ROE, al relacionar la utilidad neta con la totalidad de los activos y no únicamente con la base patrimonial.

La razón corriente presentó un coeficiente negativo de menos 0,0783 y un valor p de 0,1952, por lo que no fue significativa dentro del modelo. Este resultado indica que la liquidez corriente no explica de forma robusta la probabilidad de convergencia financiera en la especificación estimada. Aunque la liquidez es un indicador relevante en el diagnóstico

financiero, en empresas bajo reorganización puede estar condicionada por acuerdos de pago, restricciones de caja, deterioro de cartera o reclasificaciones contables. En consecuencia, su capacidad explicativa puede ser menor frente a variables como el endeudamiento y la rentabilidad sobre activos.

La relación de costos y gastos sobre activos presentó un coeficiente positivo de 0,9496 y un valor p inferior a 0,001, con una razón de odds de 2,5848 y un efecto marginal promedio de 0,0757, lo que significa que un aumento en la proporción de este indicador aumenta la probabilidad de convergencia financiera en un 7,57 puntos porcentuales. Aunque un valor elevado del indicador puede reflejar una mayor presión de costos, en el contexto de las empresas en reorganización el signo positivo puede estar asociado con una mayor utilización operativa de la base de activos y con la capacidad de mantener en funcionamiento las actividades productivas.

En este sentido, las empresas que logran sostener su operación y emplear sus activos en el desarrollo de la actividad económica pueden presentar mayores posibilidades de aproximarse a los referentes financieros de su sector. No obstante, esta asociación no significa que el aumento de los costos genere por sí mismo una mayor eficiencia, sino que su efecto debe valorarse conjuntamente con la rentabilidad, los ingresos, el tamaño empresarial y el endeudamiento. Por tanto, la eficiencia operativa se interpreta como la capacidad de transformar los recursos utilizados en actividad y resultados sostenibles, condición que puede favorecer una mayor probabilidad de convergencia financiera.

El margen operativo presentó un coeficiente positivo de 0,1042, pero con un valor p de 0,5111, por lo cual no resultó estadísticamente significativo. Este resultado no significa que la operación carezca de importancia, sino que su efecto puede estar siendo absorbido por otros indicadores incluidos en el modelo, especialmente el ROA y la relación de costos y gastos sobre

activos. En modelos multivariados, la interpretación individual de cada predictor debe considerar la presencia simultánea de otras variables que pueden capturar dimensiones relacionadas del desempeño financiero (Hosmer et al., 2013).

El tamaño empresarial, medido mediante el logaritmo natural de los activos, presentó un coeficiente positivo de 0,3198 y un valor p de 0,036, lo que indica significancia estadística al 5%. La razón de odds fue de 1,3768 y el efecto marginal promedio fue de 2,55 puntos porcentuales, lo que significa que un aumento en el tamaño de la empresa se asocia con un incremento promedio de 2,55 puntos porcentuales en la probabilidad de convergencia financiera. Este resultado sugiere que las empresas con mayor base de activos tienen una mayor probabilidad relativa de convergencia financiera. Desde una perspectiva financiera, el tamaño puede asociarse con mayor capacidad operativa, respaldo patrimonial, acceso a financiación y posibilidad de negociación con acreedores, aspectos relevantes en procesos de reorganización.

En cuanto a los controles temporales, el año 2023 presentó un coeficiente negativo de menos 1,7374 y un valor p de 0,0031, por lo que fue estadísticamente significativo. El año 2024 presentó un efecto negativo con significancia marginal, mientras que los años 2021 y 2022 no resultaron significativos. Este resultado indica que, frente al año base del modelo y manteniendo constantes las demás variables, las observaciones correspondientes a 2023 presentaron una reducción de la probabilidad estimada de convergencia de 14,05%. Por su parte, el año 2024 también presentó un efecto negativo, con una reducción promedio estimada de 10,03%. Las variables sectoriales, por su parte, no resultaron significativas individualmente, lo cual sugiere que, una vez controlados los indicadores financieros, el tamaño y el año, no se encontró evidencia suficiente para afirmar que pertenecer a un sector específico explique por sí solo la convergencia.

En síntesis, los resultados del modelo muestran que la convergencia financiera se asocia principalmente con menor endeudamiento, mayor rentabilidad sobre activos, continuidad operativa y mayor tamaño empresarial. A su vez, las métricas estadísticas evidencian buen ajuste global, adecuada calibración y estabilidad entre entrenamiento y prueba. Sin embargo, la baja sensibilidad indica que el modelo tiene limitaciones para detectar todos los casos positivos de convergencia, por lo cual debe entenderse como una herramienta de análisis financiero y clasificación preliminar, no como un criterio único de decisión. Esta conclusión es consistente con la literatura de evaluación de clasificadores, la cual recomienda interpretar conjuntamente las métricas de desempeño para evitar conclusiones basadas en una sola medida estadística (James et al., 2023; Fawcett, 2006).

La siguiente Tabla 12 presenta las estadísticas descriptivas de las probabilidades de convergencia, estimadas por el modelo con los datos de entrenamiento y prueba:

Tabla 12 Estadísticas descriptivas

Muestra	N	Media	Desviación estándar	Mínimo	Percentil 25	Mediana
Entrenamiento	381	12,90%	18,00%	0,00%	1,66%	6,28%
Prueba	164	13,40%	19,60%	0,00%	1,46%	6,02%
Total	545	13,00%	18,50%	0,00%	1,66%	6,14%

Fuente: Elaboración propia

Esta estadística descriptiva de las probabilidades estimadas de convergencia muestra que el modelo Logit asignó una probabilidad promedio de 12,9 % en la muestra de entrenamiento, 13,4 % en la muestra de prueba y 13,0 % de probabilidad de convergencia financiera en el total

de observaciones. Estos valores son consistentes con la proporción real de casos positivos en la base de datos, donde la convergencia representa aproximadamente el 12,84 % del total de registros. Esto indica que, en términos agregados, las probabilidades estimadas por el modelo reflejan adecuadamente la baja frecuencia del evento analizado.

No obstante, la mediana de las probabilidades fue inferior a la media en las tres muestras. En el total de observaciones, la mediana fue de 6,14 %, mientras que la media fue de 13,0 %. Este comportamiento sugiere una distribución asimétrica hacia la derecha, en la cual la mayoría de las empresas-año presenta probabilidades reducidas de convergencia, aunque un grupo más pequeño concentra probabilidades más altas. De igual manera, el percentil 25 de 1,66 % evidencia que una cuarta parte de las observaciones tiene probabilidades muy bajas de converger.

Finalmente, la similitud entre la media de entrenamiento y la media de prueba permite señalar que el modelo mantiene un comportamiento estable al aplicarse sobre datos no utilizados durante la estimación. Sin embargo, la alta dispersión de las probabilidades, reflejada en una desviación estándar de 18,5 % para la muestra total, confirma que existen diferencias relevantes entre las observaciones, lo cual respalda el uso del modelo Logit como herramienta para estimar distintos niveles de probabilidad de convergencia financiera.

10 CONCLUSIONES

El presente trabajo permitió desarrollar un modelo financiero tipo Logit para estimar la probabilidad de convergencia financiera de las compañías en proceso de reorganización del Valle del Cauca frente a empresas comparables de su mismo sector que no se encontraban en procesos de reorganización. La investigación evidenció que es posible transformar la información financiera disponible en una herramienta cuantitativa útil para analizar el nivel de proximidad financiera sectorial, no solo mediante una lectura descriptiva de los indicadores, sino a partir de una aproximación probabilística que permite identificar las condiciones financieras asociadas con un mayor o menor acercamiento hacia los referentes sectoriales definidos.

La construcción del índice de convergencia financiera sectorial permitió comparar las empresas en reorganización con compañías comparables de su mismo sector, a partir de indicadores relacionados con la liquidez, el endeudamiento, la rentabilidad y la eficiencia. Esta medición resultó pertinente porque la convergencia financiera no puede explicarse únicamente por el comportamiento de una sola razón contable, sino por la interacción de varias dimensiones que reflejan la situación económica y financiera de la empresa. De esta manera, el índice permitió identificar si una compañía presentaba señales conjuntas de aproximación hacia las condiciones financieras observadas en sus referentes sectoriales.

La estimación del modelo Logit binario mostró que los indicadores financieros incorporados aportan información relevante para explicar la probabilidad de convergencia financiera. Los resultados evidenciaron que el endeudamiento, el ROA, la relación de costos y gastos sobre activos y el tamaño empresarial fueron las variables con mayor incidencia estadística dentro del modelo. Este comportamiento permite establecer que la proximidad financiera sectorial de las empresas analizadas se encuentra asociada con su estructura de

financiación, su capacidad para generar resultados, el nivel de actividad operativa y el tamaño de su base de activos. No obstante, estas relaciones deben interpretarse como asociaciones estadísticas y no como evidencia de causalidad o de recuperación integral de las compañías.

El endeudamiento presentó una relación negativa con la convergencia financiera, lo que permite concluir que una mayor carga de pasivos se encuentra asociada con una menor probabilidad estimada de acercamiento hacia las condiciones financieras de las empresas comparables. Este resultado es coherente con la situación de las compañías en reorganización, debido a que una estructura de deuda elevada puede limitar la liquidez, restringir la operación y dificultar el cumplimiento de los acuerdos con acreedores. Por tanto, el endeudamiento se identifica como una variable relevante para explicar la probabilidad de proximidad financiera sectorial, sin que se esté afirmando que su reducción garantiza la recuperación empresarial o el cumplimiento del acuerdo de reorganización.

La rentabilidad sobre los activos mostró una relación positiva con la convergencia financiera. Este hallazgo indica que las empresas con mayor capacidad para generar resultados a partir de sus activos presentan una mayor probabilidad estimada de acercarse a las condiciones financieras de sus comparables sectoriales. En este sentido, el ROA se consolida como un indicador importante dentro del análisis, porque refleja la eficiencia económica de la empresa en el uso de sus recursos y permite observar en qué medida su estructura de activos contribuye a la generación de resultados.

La relación de costos y gastos sobre activos también resultó significativa, aunque su interpretación debe realizarse considerando las condiciones particulares de las empresas en reorganización. En este caso, el resultado sugiere que la convergencia financiera se encuentra relacionada no solamente con el nivel de las obligaciones, sino también con la conservación de la

actividad económica, utilizar los activos disponibles y sostener la operación del negocio. Por su parte, el tamaño empresarial, medido mediante el logaritmo natural de los activos, presentó un efecto positivo sobre la probabilidad de convergencia, lo que indica que las empresas con una mayor base de activos presentaron, dentro de la muestra analizada, una mayor probabilidad estimada de acercamiento a los referentes sectoriales, que pueden deberse a contar con mejores condiciones para respaldar su operación, negociar con acreedores y sostener estrategias. sin embargo, debe considerarse que este resultado corresponde a una asociación estadística y no implica directamente que el tamaño garantice la continuidad operativa o el cumplimiento del acuerdo de reorganización.

En conjunto, los resultados indican que la convergencia financiera de las compañías en reorganización del Valle del Cauca se encuentra asociada principalmente con un menor endeudamiento, una mayor rentabilidad sobre los activos y un mayor tamaño empresarial. El modelo puede ser utilizado por las empresas en reorganización, las entidades financieras, los proveedores y las instituciones públicas como una herramienta complementaria para realizar seguimiento a la evolución financiera relativa de las compañías analizadas. Su aplicación permite identificar observaciones con mayores o menores señales de aproximación a los referentes sectoriales y aportar información para la toma de decisiones, sin reemplazar el análisis integral que requiere cada organización.

A partir de las probabilidades promedio estimadas por el modelo Logit, se concluye que la convergencia financiera de las empresas en proceso de reorganización frente a compañías comparables de su mismo sector fue un evento de baja ocurrencia durante el periodo analizado. La probabilidad promedio fue de 12,90% en la muestra de entrenamiento, 13,40% en la muestra de prueba y 13,00% en el total de observaciones. Esto significa que, en promedio, las

observaciones empresa-año analizadas presentaron una probabilidad cercana al 13,00% de alcanzar condiciones financieras similares a las de sus referentes sectoriales. Esta probabilidad mide el nivel estimado de acercamiento financiero y permite identificar las compañías que presentan mayores señales de proximidad relativa. En síntesis, los resultados indican que, aunque algunas observaciones mostraron posibilidades de convergencia, para la mayoría, la probabilidad de aproximarse a las condiciones financieras de las empresas comparables continuó siendo limitada.

Finalmente, debe precisarse que la probabilidad estimada por el modelo representa exclusivamente el grado de proximidad financiera sectorial de cada observación empresa año, de acuerdo con los indicadores, los referentes comparables y las reglas de clasificación establecidos en esta investigación. En consecuencia, la convergencia financiera identificada no equivale a la recuperación integral de la empresa ni constituye evidencia sobre la viabilidad jurídica, operativa o económica del acuerdo de reorganización. El modelo tampoco permite predecir la aprobación, el cumplimiento o la terminación exitosa del acuerdo, ni una eventual transición hacia un proceso de liquidación, debido a que estos desenlaces no fueron incorporados como variable dependiente y no podían observarse completamente dentro del horizonte comprendido entre 2020 y 2024. Por esta razón, una probabilidad alta de convergencia indica una mayor similitud relativa con las condiciones financieras de las empresas comparables del sector, pero no garantiza la continuidad empresarial o la salida exitosa del proceso de reorganización. De igual manera, una probabilidad baja no implica necesariamente el fracaso del acuerdo. El modelo debe entenderse como una herramienta complementaria de seguimiento y análisis financiero, y no como un sustituto de la evaluación jurídica, administrativa, operativa y estratégica que requiere cada proceso de reorganización.

Como línea de investigación futura, se propone ampliar el análisis mediante la aplicación de modelos de duración, que permitan incorporar de forma explícita el tiempo transcurrido hasta la convergencia financiera, así como técnicas de machine learning capaces de identificar relaciones no lineales y patrones complejos entre los indicadores financieros. La comparación de estos enfoques con el modelo Logit permitiría evaluar posibles mejoras en la capacidad predictiva, sin perder de vista la interpretabilidad económica de los resultados.

11.REFERENCIAS

- Abinzano, I., Bonilla, H., & Muga, L. (2023). Duty calls: Prediction of failure in reorganization processes. *The Journal of Risk Finance*, 24(3), 337–353. <https://doi.org/10.1108/JRF-08-2022-0227>.
- 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. I., & Hotchkiss, E. (2006). *Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt* (3rd ed.). John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781118267806>
- Barro, R. J., & Sala-i-Martin, X. (1992). Convergence. *Journal of Political Economy*, 100(2), 223–251. <https://doi.org/10.1086/261816>.
- Bauer, J., & Agarwal, V. (2014). Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test. *Journal of Banking & Finance*, 40, 432–442. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.12.013>
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Bernard, A. B., & Durlauf, S. N. (1996). Interpreting tests of the convergence hypothesis. *Journal of Econometrics*, 71(1–2), 161–173. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01699-2](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01699-2)

- Brealey, R. A., Myers, S. C., & Allen, F. (2020). Principles of corporate finance (13th ed.). McGraw Hill. <https://www.mheducation.com.au/principles-of-corporate-finance-ise-9781260568356-aus>
- Castillo, J. A., Mora-Valencia, A., & Perote, J. (2018). Moral hazard and default risk of SMEs with collateralized loans. *Finance Research Letters*, 26, 95–99. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2017.12.010>
- Cámara de Comercio de Cali. (2025). *Buenaventura: el puerto de Colombia. Economía en 15', sesión 7*. Cámara de Comercio de Cali. https://www.ccc.org.co/wp-content/uploads/2025/08/Sesi%C3%B3n-7._Buenaventura-El-puerto-de-Colombia.pdf
- Chava, S., & Jarrow, R. A. (2004). Bankruptcy prediction with industry effects. *Review of Finance*, 8(4), 537–569. <https://doi.org/10.1093/rof/8.4.537>
- Correa Mejía, D. A., & Lopera Castaño, 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>.
- Correa-Mejía, D. A., & Lopera-Castaño, M. (2020). Indicadores financieros como instrumento poderoso para predecir la insolvencia; un estudio usando el algoritmo boosting en empresas colombianas. *Estudios Gerenciales*, 36(155), 229–238. <https://doi.org/10.18046/j.estger.2020.155.3588>
http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0123-59232020000200229&script=sci_arttext&tlng=en
- Cortina, A. (2000). ¿Qué es la ética? En A. Cortina, J. Conill, A. Domingo Moratalla & V. D. García-Marzá, *Ética de la empresa: Claves para una nueva cultura empresarial* (5.^a ed.,

- pp. 17–34). Editorial Trotta. <https://www.trotta.es/libros/etica-de-la-empresa/9788481640137/>
- Congreso de Colombia. (2006, 27 de diciembre). *Ley 1116 de 2006. Por la cual se establece el régimen de insolvencia empresarial en la República de Colombia y se dictan otras disposiciones*. Diario Oficial No. 46.494.
- <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=22657>
- Cramer, J. S. (2002). The origins of logistic regression (Tinbergen Institute Discussion Paper No. TI 2002-119/4). Tinbergen Institute. Sin DOI localizado.
- <https://papers.tinbergen.nl/02119.pdf>
- Fama, E. F., & French, K. R. (2000). Forecasting profitability and earnings. *The Journal of Business*, 73(2), 161–175. <https://doi.org/10.1086/209638>
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861–874. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
- Gallizo, J. L., & Salvador, M. (2003). Understanding the behavior of financial ratios: The adjustment process. *Journal of Economics and Business*, 55(3), 267–283.
- [https://doi.org/10.1016/S0148-6195\(03\)00022-5](https://doi.org/10.1016/S0148-6195(03)00022-5).
- Gallizo, J. L., Saladríguez, R., & Salvador, M. (2010). Financial convergence in transition economies: EU enlargement. *Emerging Markets Finance and Trade*, 46(3), 95–114.
- <https://doi.org/10.2753/REE1540-496X460307>
- Geng, R., Bose, I., & Chen, X. (2015). Prediction of financial distress: An empirical study of listed Chinese companies using data mining. *European Journal of Operational Research*, 241(1), 236–247. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.08.016>

- Greco, S., Ishizaka, A., Tasiou, M., & Torrisi, G. (2019). On the methodological framework of composite indices: A review of the issues of weighting, aggregation, and robustness. *Social Indicators Research*, 141(1), 61–94. <https://doi.org/10.1007/s11205-017-1832-9>
Página asociada a la cita: pp. 62–64.
- Hernández-Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2014). *Metodología de la investigación* (6.^a ed.). McGraw-Hill Education.
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=775008>
- Hosmer, D. W., Jr., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (3rd ed.). John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781118548387>
- Isaac-Roque, D., Caicedo-Carrero, A., & Muñoz-Álvarez, A. N. (2023). Capacidad predictiva del modelo Altman Z-Score en empresas declaradas en reorganización empresarial. *Apuntes de Economía y Sociedad*, 4(1), 129–141. <https://doi.org/10.5377/aes.v4i1.16451>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). *An introduction to statistical learning: With applications in R* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1418-1>
- Mueller, D. C. (1977). The persistence of profits above the norm. *Economica*, 44(176), 369–380.
<https://doi.org/10.2307/2553570>
- OECD, European Union, & European Commission, Joint Research Centre. (2008). *Handbook on constructing composite indicators: Methodology and user guide*. OECD Publishing.
<https://doi.org/10.1787/9789264043466-en>.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131. <https://doi.org/10.2307/2490395>.
- OpenAI. (2025). ChatGPT [Modelo de lenguaje de gran escala]. <https://chatgpt.com/>

- Otzen, T., & Manterola, C. (2017). Técnicas de muestreo sobre una población a estudio. *International Journal of Morphology*, 35(1), 227–232. <https://doi.org/10.4067/S0717-95022017000100037>
- Quah, D. T. (1996). Empirics for economic growth and convergence. *European Economic Review*, 40(6), 1353–1375. [https://doi.org/10.1016/0014-2921\(95\)00051-8](https://doi.org/10.1016/0014-2921(95)00051-8)
- Ross, S. A., Westerfield, R. W., Jaffe, J. F., & Jordan, B. D. (2019). *Corporate finance* (12th ed.). McGraw-Hill Education. <https://www.mheducation.com/unitas/highered/changes/ross-corporate-finance-12e.pdf>
- Sánchez Mejía, H. R., & Santos Delgado, A. Y. (2014). Estado, innovación y expansión de la agroindustria azucarera en el valle del río Cauca (Colombia), 1910–1945. *América Latina en la Historia Económica*, 21(3), 201–230. <https://doi.org/10.18232/20073496.583>
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *The Journal of Business*, 74(1), 101–124. <https://doi.org/10.1086/209665>
- Superintendencia de Sociedades. (2022). Atlas de Insolvencia: Insolvencia en Colombia: datos y cifras. Procesos de reorganización y liquidación en trámite y en ejecución. <https://supersociedades.gov.co/informe-procesos-insolvencia>
- Superintendencia de Sociedades. (2022, 5 de septiembre). *Informe Atlas de Insolvencia: Periodo 2021 y primer trimestre del 2022*. https://www.supersociedades.gov.co/noticias-supersociedades/-/asset_publisher/atwl/content/informe-atlas-de-insolvencia-periodo-2021-y-primer-trimestre-del-2022
- Tian, S., Yu, Y., & Guo, H. (2015). Variable selection and corporate bankruptcy forecasts. *Journal of Banking & Finance*, 52, 89–100. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2014.12.003>

Vásquez, E. (1990). *Historia del desarrollo económico y urbano en Cali*. Boletín

Socioeconómico, 20, 1–28. Universidad del Valle.

https://socioeconomia.univalle.edu.co/images/publicaciones/boletin_socioeconomico/20_2016_06_15_Historia_del_desarrollo_historico_y_urbano_en_Cali.pdf

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82.

<https://doi.org/10.2307/2490859>.