



Facultad de Ciencias de la Administración

Carrera de Economía

Insolvencia empresarial en el sector G (comercio al por mayor y al por menor, reparación de vehículos automotores y bicicletas) periodo 2015-2024.

Un enfoque con modelos machine learning:
regresión logística con regulación elasticnet

Trabajo de titulación previo a la obtención del grado de Economista

Autora:

Mariangel Minuche Rizzo

Director:

Luis Gabriel Pinos Luzuriaga

Cuenca – Ecuador

Año

2026

DEDICATORIA

A mis padres, por su apoyo incondicional, sus
consejos y su amor en todo momento.
Gracias por ser siempre mi guía; este y todos mis
logros son para ustedes, por ser mi mayor
motivación y ejemplo a seguir.

AGRADECIMIENTO

A Dios, por la bendición de permitirme alcanzar una meta más en mi vida. A mi familia, por su amor, apoyo y confianza incondicional; gracias por acompañarme siempre y por creer en mí incluso en los momentos más difíciles. A mis amigos, quienes siempre estuvieron presentes en este camino, gracias por sus consejos. Al Econ. Luis Pinos, gracias por su guía y acompañamiento durante el desarrollo de esta investigación. Sus conocimientos y apoyo fueron fundamentales para culminar este trabajo.

Índice de Contenidos

DEDICATORIA.....	i
AGRADECIMIENTO.....	ii
Índice de Contenidos.....	iii
Índice de Figuras.....	iv
Índice de Tablas.....	v
RESUMEN.....	vi
ABSTRACT.....	vi
1. Introducción.....	1
2. Marco Teórico y Estado del Arte.....	4
3. Métodos.....	12
4. Resultados.....	15
5. Discusión.....	21
6. Conclusiones.....	23
7. Referencias.....	25

Índice de Figuras

Figura 1 Ingresos por ventas en millones de dólares del sector G (2015-2024)	2
Figura 2 Número de empresas del sector G (2016-2023)	3
Figura 3 Empresas quebradas y no quebradas según el tamaño	17

Índice de Tablas

Tabla 1 Descripción de las variables.....	13
Tabla 2 Análisis de las medianas de las variables cuantitativas.....	16
Tabla 3 Análisis de correlación de las variables	18
Tabla 4 Resultados de los modelos.....	19
Tabla 5 Métricas de predictibilidad en datos del Test en el modelo de regresión logística con regularización Elasticnet.....	20

RESUMEN

La insolvencia empresarial es un fenómeno relevante dentro del análisis económico, ya que refleja las dificultades que tienen las empresas para cumplir con sus obligaciones y mantenerse operativas. En el Ecuador, el sector G cumple un rol importante en la economía por su aporte al empleo y al dinamismo comercial. El presente estudio analiza el riesgo de insolvencia empresarial en este sector durante el periodo 2015–2024, utilizando información financiera alrededor de 181.000 empresas obtenida de la Superintendencia de Compañías. Para ello, se aplicó un modelo de regresión logística con regularización Elastic Net, considerando variables como tamaño, endeudamiento, liquidez y rentabilidad. Los resultados evidencian que el endeudamiento es el factor que más incrementa la probabilidad de insolvencia, mientras que un mayor tamaño empresarial y niveles adecuados de rentabilidad reducen este riesgo. Asimismo, se identificó que problemas de liquidez y variaciones negativas en los ingresos están asociados a un mayor deterioro financiero. Estos hallazgos permiten comprender mejor el comportamiento del sector y aportan evidencia útil para la toma de decisiones empresariales y el diseño de estrategias de prevención del riesgo.

Palabras clave: comercio, economía de la empresa, econometría, estadísticas financieras, modelo económico, recursos financieros

ABSTRACT

Corporate insolvency is a relevant phenomenon in economic analysis, as it reflects the difficulties companies face in meeting their obligations and remaining operational over time. In Ecuador, Sector G plays an important role in the economy due to its contribution to employment and commercial activity. This study analyzes the risk of corporate insolvency in this sector during the period 2015–2024, using financial information from 181,052 companies obtained from the Superintendence of Companies. To achieve this, a logistic regression model with Elastic Net regularization was applied, considering variables such as firm size, leverage, liquidity, and profitability. The results show that leverage is the main factor increasing the probability of insolvency, while larger firm size and adequate levels of profitability reduce this risk. In addition, liquidity constraints and negative variations in income are associated with greater financial deterioration. These findings contribute to a better understanding of the sector's behavior and provide useful evidence for business decision-making and the development of risk prevention strategies.

Keywords: trade, business economics, econometrics, financial statistics, economic models, financial recourses



1. Introducción

El que las empresas puedan mantenerse solventes es esencial no solo para su sostenibilidad, sino también para garantizar la estabilidad económica de un país en su conjunto. Para los directivos, disponer de indicadores confiables les ayuda a planificar acciones correctivas como ajustes presupuestarios antes de que la situación financiera se agrave. Desde la perspectiva de los inversionistas, conocer la probabilidad de que una empresa quiebre de forma anticipada minimiza el riesgo existente al momento de realizar desembolsos considerables de capital. A su vez, el Estado requiere precisión en las estimaciones de insolvencia para aplicar políticas que reduzcan el impacto económico en tiempos de crisis.

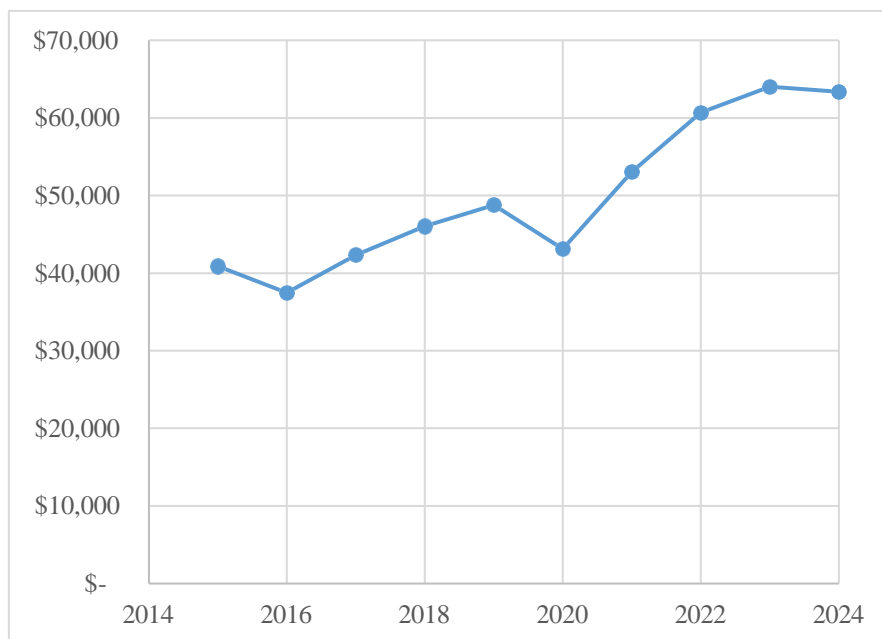
En este contexto, estudiar el caso del sector G —que agrupa el comercio al por mayor y al por menor, así como la reparación de vehículos automotores y bicicletas— resulta relevante pues refleja la situación financiera de las empresas de un sector económico clave. Este sector enfrenta un riesgo de insolvencia más alto debido a su fuerte dependencia de factores macroeconómicos, como el consumo interno y las tasas de interés (André y Demmou, 2022). Según datos del Servicio de Rentas Internas (SRI), en el período enero–abril de 2025 el sector G registró ventas por 30.596 millones de dólares, lo que representa el 39,5% del total nacional (77.349 millones), con un crecimiento del 9,5% en relación con el mismo período (Servicio de Rentas Internas del Ecuador, 2025). Además, de acuerdo con el Banco Central del Ecuador (2023), este sector representó cerca el 16% del Valor Agregado Bruto del país en los últimos años. Esto deja claro que la importancia del sector no es solo su tamaño, sino también su aporte al empleo, inversión y la circulación de bienes en nuestra economía.

Pese a su dinamismo, la actividad comercial es vulnerable a los cambios del entorno. Por ejemplo, en 2016 las ventas cayeron un 8,3 % a causa del terremoto y del aumento temporal del IVA; en 2020 retrocedieron un 11,6 % debido a la pandemia de COVID-19. Si bien el sector logró recuperarse en los años siguientes, como 2021 y 2022, la desaceleración observada en 2024 muestra su sensibilidad frente a los ciclos económicos.

Para tener una visión más clara de cómo se ha comportado este sector en los últimos años, resulta útil observar la evolución de sus niveles de ventas. En la Figura 1 se presentan los ingresos del sector G entre 2015-2024, donde se pueden distinguir los periodos de caída en años complejos y las fases de recuperación cuando las condiciones mejoran.

Figura 1

Ingresos por ventas en millones de dólares del sector G (2015-2024)



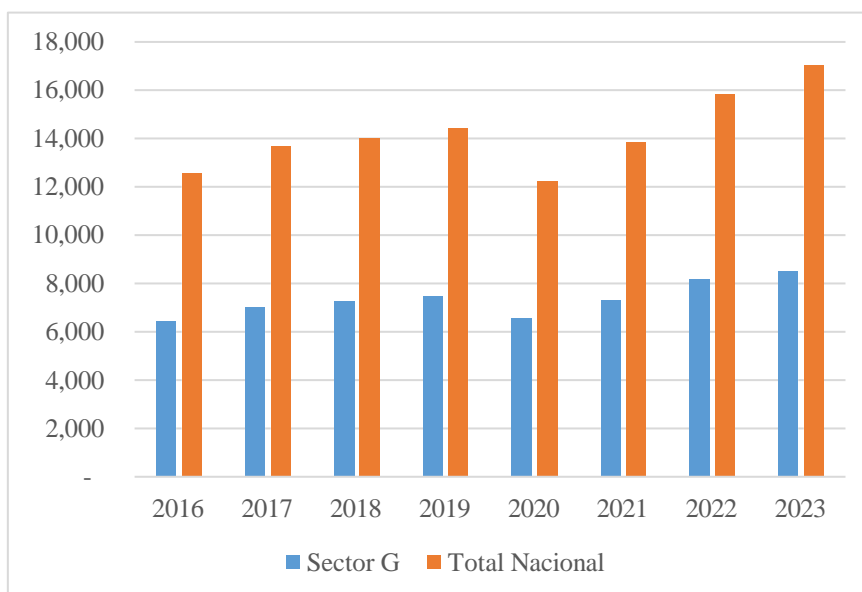
Fuente: Basado en Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2023)

Cabe destacar que la importancia del sector también se ve reflejada en su tamaño y en su capacidad de generación de empleo. Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2023) afirma que el sector G tuvo más de 32.000 empresas activas y generó alrededor de 470.000 empleos, cifra que respalda su posición como uno de los pilares fundamentales de la economía ecuatoriana. Es por ello que el cierre o la insolvencia de una parte de estas empresas tendría un impacto directo en el empleo, la recaudación tributaria y el bienestar de miles de familias. No basta sólo con analizar cuántas empresas existen, sino también es necesario evaluar su estabilidad y su capacidad financiera de mantenerse en el tiempo.

Observar la evolución del número de empresas permite tener una visión más completa de la dinámica del sector. Como se muestra en la Figura 2, con base en la Encuesta Estructural Empresarial (INEC, 2025), el número de empresas del sector G pasó de 6.426 en 2016 a 8.493 en 2023, lo que evidencia un crecimiento sostenido en el tiempo. No obstante, en 2020 se produjo una caída importante debido a la pandemia, dato que confirma la vulnerabilidad del sector frente a choques externos. Por ello resulta relevante analizar la insolvencia empresarial como un problema que se puede presentar en nuestra economía.

Figura 2

Número de empresas del sector G (2016-2023)



Fuente: Basado en INEC (2025).

En este contexto, medir el riesgo de insolvencia empresarial se vuelve fundamental. Esto no solo permite anticipar posibles crisis financieras, sino también diseñar estrategias o políticas que ayuden a reducir riesgos y a fortalecer la sostenibilidad de las empresas en el tiempo. Además, en un entorno caracterizado por inflación, volatilidad y tasas de interés elevadas, tener estimaciones precisas de riesgo es fundamental para la planificación económica del país. En este sentido, el objetivo general de esta investigación es desarrollar un modelo predictivo de insolvencia empresarial para el sector G durante el periodo 2015-2024, mediante el uso de una regresión logística con regularización Elasticnet. Para cumplir con este propósito, se aplicarán técnicas de Machine Learning que permitan estimar la probabilidad de insolvencia a partir de indicadores financieros de las empresas del sector.

Esta investigación se diferencia de estudios previos al desarrollar un modelo predictivo de insolvencia empresarial específico para el sector G mediante la aplicación de regresión logística con regularización Elasticnet, con el fin de identificar los factores financieros más relevantes que inciden en la probabilidad de insolvencia y contribuir a la prevención de cierres empresariales mediante herramientas analíticas avanzadas. Se emplea la regularización Elasticnet debido a que combina las penalizaciones L1 (Lasso) y L2 (Ridge), lo que permite manejar eficazmente problemas de multicolinealidad entre variables financieras y realizar selección automática de variables (Magklaras et al., 2024).

Esta técnica es especialmente útil en contextos con muchas variables explicativas o cuando existe alta correlación entre ellas, como suele ocurrir en los estados financieros empresariales.

En cuanto a los resultados principales, se encontró que el nivel de endeudamiento constituye el factor con mayor impacto en la probabilidad de insolvencia, mientras que variables como el tamaño empresarial y la rentabilidad actúan como elementos que reducen dicho riesgo. Además, se identificó que los problemas de liquidez y la inestabilidad en los ingresos están directamente relacionados con un mayor deterioro financiero. Estos resultados permiten anticipar patrones de comportamiento en las empresas del sector y refuerzan la importancia de una gestión financiera adecuada.

La investigación se organiza en cinco secciones para desarrollar el análisis de forma clara y ordenada. En primer lugar, la introducción presenta el contexto del problema, así como los objetivos y la importancia del estudio; el marco teórico y el estado del arte revisan los principales aportes de la literatura relacionados con el tema de investigación; en la metodología se explican los procedimientos y herramientas utilizadas para llevar a cabo el análisis; los resultados, donde se exponen los principales hallazgos obtenidos los cuales son interpretados posteriormente en la discusión; finalmente, las conclusiones recogen los aportes más relevantes del estudio y proponen posibles líneas para futuras investigaciones. Esta organización permite desarrollar la investigación de manera coherente y facilita la comprensión del proceso y de los resultados obtenidos.

2. Marco Teórico y Estado del Arte

Conocer el riesgo de insolvencia de las empresas es esencial para asegurar un correcto desempeño de la economía, pues el funcionamiento eficiente del sector empresarial depende en gran medida de la capacidad de las compañías para tomar decisiones financieras acertadas, gestionar adecuadamente sus recursos y realizar desembolsos estratégicos para inversiones y expansión. La insolvencia, entendida como la imposibilidad de una empresa de cumplir con sus compromisos financieros en los plazos establecidos (Altman y Hotchkiss, 2006), puede generar efectos negativos tanto en su estructura interna, como pérdida de confianza de socios y empleados, como su entorno externo, deteriorando relaciones con proveedores, clientes y perjudicando la estabilidad del mercado.

Para evaluar y comprender este riesgo de manera precisa, resulta imprescindible establecer ciertos conceptos que servirán como base para su análisis. Interpretar y entender estos conceptos no solo ayudará a identificar a tiempo posibles problemas financieros, sino que también permitirá tomar decisiones y planear acciones que eviten que la empresa enfrente dificultades, asegurando que continúe funcionando de manera estable y contribuyendo al buen desarrollo de la economía.

De este modo, es importante precisar que el concepto de riesgo se refiere a la probabilidad de que se produzca un hecho generador de pérdidas que afecten el valor económico de las instituciones (Superintendencia de Bancos y Seguros, 2016). En el ámbito financiero, el riesgo se vincula directamente con la incertidumbre sobre la capacidad de una empresa para generar los recursos necesarios con el fin de cumplir sus compromisos. Según Superintendencia de Bancos y Seguros (2016), los riesgos a los que se enfrentan las empresas se clasifican en dos grandes categorías: riesgo financiero y no financiero.

Por su parte, Isran et al. (2021) mencionan que el riesgo financiero comprende tres tipos principales: riesgo de crédito, de liquidez y de mercado. El riesgo de crédito se presenta cuando el prestatario no cumple a tiempo con sus obligaciones, lo que obliga a la empresa a registrar provisiones que afectan de forma negativa a sus resultados financieros pues reduce las utilidades de la empresa. El riesgo de liquidez surge cuando la empresa no dispone de efectivo suficiente y se ve obligada a vender activos en condiciones poco favorables. El riesgo de mercado es la posibilidad de incurrir en pérdidas debido a variaciones en tasas de interés, tipos de cambio, precios de materia prima o de instrumentos financieros.

Por otro lado, el riesgo no financiero está asociado al riesgo operativo, entendido como la posibilidad de sufrir pérdidas debido a fallas en personas, deficiencias en procesos internos, errores tecnológicos o eventos externos que afecten al correcto desarrollo de las actividades operativas (Basel Committee on Banking Supervision, 2003). Si bien estos factores no se reflejan de manera inmediata en los estados financieros, su impacto puede afectar el desempeño económico de la empresa.

En este contexto, esta tesis se enfoca en el análisis del riesgo de insolvencia empresarial a partir del uso de indicadores financieros, los cuales permiten evaluar la situación financiera y la sostenibilidad de las empresas en el tiempo. Estos indicadores explican el

impacto de las decisiones operativas y financieras, por lo que resultan fundamentales para anticipar posibles escenarios de quiebra.

Dentro de este análisis, es importante destacar que la rentabilidad juega un rol clave como factor mitigador del riesgo. Este indicador, calculado como el resultado operativo dividido entre el total de las obligaciones, indica la eficiencia de la empresa para generar ingresos en relación con su nivel de deuda. Una rentabilidad elevada reduce la probabilidad de insolvencia, pues las compañías más rentables generan recursos suficientes para cubrir sus obligaciones financieras y disminuir su vulnerabilidad ante escenarios adversos (Gitman y Zutter, 2012). Esto se refiere a que cuando una empresa es rentable transmite confianza a bancos, inversionistas y proveedores. Esto puede garantizar fácil acceso a financiamiento con mejores condiciones y a fortalecer relaciones comerciales volviéndolas más sólidas y duraderas en el tiempo. Como resultado, la empresa dispone de más alternativas y respaldo para afrontar momentos de crisis.

En términos generales, el riesgo puede considerarse el punto de partida de un proceso que, de no gestionarse, puede conducir a una situación de insolvencia. Este término hace referencia a la incapacidad de la empresa para cumplir de manera regular con sus obligaciones financieras, ya sea porque sus pasivos superan el valor de sus activos o porque, aun siendo solvente en el balance, carece de liquidez suficiente para atender pagos en el corto plazo (Altman y Hotchkiss, 2006).

Si la insolvencia no es abordada oportunamente mediante reestructuración, refinanciamiento o apoyo institucional, puede evolucionar hacia la quiebra empresarial. La quiebra constituye la fase más crítica, en la cual la empresa no solo reconoce su incapacidad para cumplir con los acreedores, sino que además debe someterse a un proceso legal de liquidación o reorganización. En términos jurídicos, la quiebra implica la apertura de un procedimiento concursal en el que se busca proteger los derechos de los acreedores, al mismo tiempo que se intenta preservar, en la medida de lo posible, la continuidad de la actividad económica.

La predicción de la insolvencia empresarial ha sido un tema ampliamente estudiado en países con mercados financieros consolidados, particularmente en Estados Unidos y Europa, donde surgieron los primeros modelos para evaluar el riesgo de quiebra. Entre los primeros trabajos destacan FitzPatrick (1932), quien examinó el fracaso empresarial a partir del estudio y análisis de estados financieros entre uno y dos años previos al posible

quiebre de las empresas. Posteriormente, Smith y Winakor (1935) y Horrigan (1965), se centraron en la evaluación de cómo ciertos ratios financieros podían anticipar problemas financieros comparando empresas que habían quebrado con empresas que se mantenían solventes. Por su parte, Beaver (1966) propuso un enfoque univariado, en el que cada variable se evaluaba de forma independiente para detectar señales de bancarrota.

Un avance significativo se produjo con el trabajo de Altman (1968), quien introdujo el modelo Z-Score mediante análisis discriminante múltiple, modelo capaz de diferenciar efectivamente entre empresas solventes y en riesgo. La contribución de este estudio es decisiva para la predicción de insolvencia empresarial, pues permite clasificar a las compañías según su nivel de riesgo, ofreciendo una guía práctica para la toma de decisiones financieras. El modelo Z-Score combina ciertos ratios extraídos de los estados financieros como la liquidez, la rentabilidad, el apalancamiento y la eficiencia operativa.

Posteriormente, Ohlson (1980) desarrolló un modelo logit que ofrece un enfoque complementario, estimando la probabilidad de quiebra de cada empresa de forma individual y probabilística. A diferencia de los métodos que clasifican a las compañías en categorías fijas, el modelo logit ofrece predicciones continuas, lo que brinda mayor flexibilidad para adaptarse a diferentes tipos de empresas y contextos financieros. Esta característica permite a los analistas y gestores evaluar no solo si una empresa se encuentra en riesgo, sino también la probabilidad de enfrentar dificultades, facilitando la planificación de estrategias preventivas y la implementación de medidas de mitigación del riesgo. El modelo considera un conjunto de variables financieras que capturan diferentes aspectos de la salud económica de la empresa, tales como tamaño, nivel de endeudamiento, liquidez, rentabilidad y evolución de los resultados, permitiendo una evaluación más detallada del riesgo de insolvencia.

Estos modelos se consolidaron como referentes en el análisis de la insolvencia empresarial y sirvieron de base para su aplicación y adaptación en distintos contextos económicos. Sin embargo, la literatura más reciente reconoce que los modelos de Altman y Ohlson presentan limitaciones al momento de estimar la probabilidad de quiebra, especialmente cuando se aplican a entornos empresariales más dinámicos. En este contexto, la capacidad predictiva de los modelos tradicionales puede verse reducida, lo que ha impulsado el desarrollo de enfoques más actualizados, entre ellos los modelos basados en técnicas de Machine Learning, orientados a mejorar la precisión de la predicción de la insolvencia.

A partir de esta necesidad de mejorar la estimación del riesgo de quiebra, la literatura internacional ha desarrollado un amplio conjunto de estudios empíricos enfocados en la gestión y predicción de la insolvencia empresarial. Estos trabajos analizan distintos métodos y modelos con el objetivo de anticipar problemas financieros y apoyar la toma de decisiones estratégicas, destacando la importancia de contar con herramientas que se adapten a diferentes contextos económicos y empresariales.

En Asia, estudios han demostrado cómo los métodos tradicionales pueden combinarse con herramientas modernas de aprendizaje automático. Por ejemplo, Geng et al. (2015) analizaron la aplicación de modelos híbridos en empresas china, donde la variable dependiente está definida como un indicador binario, y las variables independientes se construyen a partir de indicadores financieros extraídos de los estados contables, identificando variables clave como el margen de beneficio neto, el rendimiento sobre activos, utilidades por acción y el flujo de caja por acción, variables con alto poder explicativo del riesgo financiero. Tras el análisis, los autores concluyeron que integrar técnicas estadísticas clásicas con métodos más actualizados como redes neuronales o máquinas de soporte vectorial capturan patrones complejos en los datos que los modelos contables por sí solos podrían omitir, mejorando significativamente la precisión de las predicciones.

Investigaciones europeas han propuesto mejoras metodológicas relevantes para la predicción de insolvencia. (González et al., 2019) presentaron un enfoque de optimización que mejora la selección entre empresas solventes e insolventes, empleando un modelo que utiliza las variables independientes planteadas en el modelo Z-Score, cuyos coeficientes fueron ajustados mediante algoritmos genéticos con el fin de maximizar la precisión de la predicción. De manera similar, Casado et al. (2018) desarrollaron el modelo GRASP-LOGIT, en donde las variables más relevantes fueron: ROA antes de impuestos, ratio de solvencia y crecimiento del valor agregado. Por el contrario, ratios de liquidez y tamaño/edad de la empresa no tuvieron valor predictivo. Los autores mostraron que la combinación de algoritmos heurísticos y regresión logística incrementa la precisión global del modelo y reduce el sobreajuste. Finalmente, Sordo et al. (2021) aplicaron Random Forest para la detección temprana de quiebras. En su estudio, la variable dependiente corresponde a la probabilidad de insolvencia, mientras que las variables independientes son: activos no corrientes, activos corrientes, inventarios, activos líquidos, patrimonio, pasivos no corrientes y pasivos corrientes. Los autores

concluyeron que los modelos basados en aprendizaje automático presentan mayor sensibilidad en la identificación de empresas en riesgo, especialmente cuando se trabaja con grandes volúmenes de datos.

En Italia, Perboli y Arabnezhad (2021) analizaron la predicción de crisis empresariales con técnicas Machine Learning, proponiendo un modelo con 15 variables financieras centradas en rentabilidad, costos y producción, el cual permite anticipar situaciones de insolvencia a mediano y largo plazo. Sus resultados mostraron que modelos como Random Forest, XGBoost y la regresión logística alcanzan un buen desempeño predictivo incluso varios años antes de la crisis, lo que evidencia el potencial de estas técnicas para detectar señales tempranas de quiebra. Este trabajo reforzó la idea de que la incorporación de métodos de aprendizaje automático mejora la capacidad de predicción frente a modelos tradicionales.

Pindado et al. (2008) demostraron a partir de empresas españolas, que la probabilidad de quiebra no depende únicamente de los indicadores contables, sino también de factores externos como las tasas de interés, la inflación y el crecimiento del PIB. Su enfoque combinó el modelo modificado Altman Z-Score para medir dificultades financieras (FDL) con variables relacionadas con la incertidumbre de la política económica (EPU), la propiedad familiar y el desempeño relativo a las aspiraciones (HASP), además de controles a nivel de empresa —rentabilidad, apalancamiento, tangibilidad, crecimiento de ventas, tamaño y antigüedad— y a nivel país —inflación, PIB per cápita y variación del tipo de cambio—, permitiendo capturar tanto elementos internos como del entorno macroeconómico. En esta misma línea, Hawach y Requejo (2025), mediante una regresión logística basada también en Altman Z-Score, concluyeron que un mayor nivel de incertidumbre económica incrementa la probabilidad de dificultades financieras, aunque dicho efecto puede ser moderado en empresas de propiedad familiar debido a su mayor resiliencia y capacidad de adaptación. Ambos estudios coincidieron en que comprender el riesgo de insolvencia exige integrar el análisis financiero interno con variables contextuales y estructurales propias de la organización y del entorno económico en el que opera.

De forma similar, Bauer y Agarwal (2014) evaluaron datos de bancos alemanes mediante regresión logística para estimar probabilidades de incumplimiento de pagos, donde la variable dependiente fue definida como el incumplimiento de pagos, y las variables independientes incluyen tanto indicadores financieros como variables cualitativas

relacionadas con la gestión y el gobierno corporativo. En conjunto, este tipo de investigaciones refuerzan la idea de que, aunque los ratios contables son útiles para predecir la insolvencia empresarial deben complementarse con variables estructurales para obtener una visión más amplia de la situación que desencadena la insolvencia.

En el contexto latinoamericano, la investigación sobre insolvencia también ha tomado fuerza en los últimos años. En este sentido, Correa y Lopera, (2020) analizaron alrededor de 12.000 empresas colombianas entre 2012 y 2016 empleando boosting algorithms, una técnica de machine learning que combina modelos débiles para mejorar la predicción. En este estudio, las variables independientes están conformadas por ratios financieros de liquidez, rentabilidad y endeudamiento, los cuales se utilizan para explicar la probabilidad de insolvencia empresarial. Los resultados mostraron un nivel de acierto superior al 70%, evidenciando la utilidad de estas herramientas modernas para anticipar crisis empresariales.

De manera similar, Torres et al. (2024) analizaron empresas transnacionales de telecomunicaciones aplicando los modelos de Altman y Springate. Estos modelos utilizan indicadores financieros como liquidez, rentabilidad y endeudamiento para evaluar el riesgo de insolvencia. Ambos resultaron útiles para identificar compañías con alto riesgo de quiebra, pero el modelo de Springate se destacó por complementar la clasificación del Z-score y ofrecer resultados más estables en diferentes escenarios económicos.

En Perú, el estudio de Mongrut Montalván et al. (2011) determinó que variables como: rentabilidad, liquidez, endeudamiento y tamaño de la empresa son determinantes en la predicción de insolvencia empresarial. Además, los autores también resaltaron la importancia de considerar aspectos cualitativos y contextuales para una evaluación más precisa del riesgo de quiebra, como la calidad de la información contable y el entorno institucional, buscando mejorar la exactitud de los modelos. Esta combinación permitió generar herramientas de predicción más confiables y útiles para la toma de decisiones empresariales y financieras.

Ahora bien, es imprescindible analizar el contexto ecuatoriano ya que la economía del país, la estructura de sus empresas y la calidad de la información financiera influyen directamente en el desarrollo del modelo de probabilidad de insolvencia. Por ello, partiremos analizando estudios desarrollados por investigadores de nuestro país. Si bien la investigación sobre insolvencia empresarial en Ecuador ha sido más limitada y se ha

centrado principalmente en la aplicación de modelos clásicos, han surgido aportes importantes.

Guamán (2023) comparó distintos modelos de predicción de insolvencia aplicados al sector comercial ecuatoriano utilizando la quiebra como variable dependiente y ratios financieros del modelo de Ohlson como variables explicativas. El autor concluyó que el modelo de Ohlson ofrecía mejores resultados que los de Springate y Ca-Score. Además, su investigación evidenció que la elección del modelo depende de las características propias de cada sector y de la calidad de los datos que el investigador tenga a su disposición.

De este modo, Roque y Caicedo (2023) analizaron empresas ecuatorianas utilizando el modelo Z-Score de Altman y encontraron que los indicadores de rentabilidad y apalancamiento eran los más correlacionados con la probabilidad de insolvencia. No obstante, los autores reconocieron limitaciones estadísticas en los modelos clásicos y proponen incorporar metodologías no tradicionales, como algoritmos de boosting, para mejorar la capacidad predictiva a través del uso de herramientas actualizadas.

Mejía y Flores (2020) aplicaron el modelo Z-Score de Altman para analizar la situación financiera de empresas del sector comercial en la ciudad de Manabí. A partir de este enfoque, construyeron la variable dependiente utilizando categorías de riesgo generadas por el propio modelo, e incorporaron indicadores de liquidez, rentabilidad y apalancamiento como variables explicativas. Sus resultados permitieron ver que, en varios casos, existe un deterioro financiero progresivo, además de diferencias que son marcadas por el tipo de actividad y el cantón. Del mismo modo, Villa et al. (2024) evaluaron la solvencia de fábricas de calzado en Tungurahua con Z-Score, encontrando que 37,5 % de las empresas eran solventes y que el modelo presenta limitaciones para capturar todas las particularidades del sector. Ambos estudios coincidieron en que los indicadores financieros utilizados son esenciales para evaluar la probabilidad de insolvencia, pero también que el modelo requiere complementarse con análisis adicionales.

De manera similar, Orellana et al. (2020) estudiaron el cierre de empresas del sector manufacturero en el periodo de la crisis sanitaria, mientras que Bermeo y Armijos (2021) analizaron la estabilidad financiera del sector de la construcción en la provincia del Azuay. En ambos trabajos, se utilizó el modelo de Altman como método de análisis. Los

resultados coincidieron en que la pandemia afectó severamente los indicadores de liquidez y rentabilidad, aunque algunos subsectores mantuvieron niveles de solvencia aceptables. Más adelante, Puente et al. (2025) utilizaron este mismo modelo en empresas cerámicas de Cuenca, encontrando que entre el 18% y el 27% se ubicaba en niveles de riesgo moderado o alto, sobre todo en el año 2020, cuando el impacto de la pandemia fue más fuerte.

En conjunto, estos resultados sugieren que es importante utilizar métodos más modernos que sean acordes al contexto nacional, como la regularización Elasticnet. La falta de estas herramientas limita la capacidad de análisis, sobre todo en un contexto donde los indicadores financieros presentan multicolinealidad y las condiciones económicas externas impactan de manera diferente a cada sector productivo.

Tras revisar estudios realizados en Asia, Europa, América Latina y Ecuador, resulta evidente que construir un modelo de predicción de insolvencia es especialmente relevante para el sector comercio, considerado un motor clave de la economía. Desarrollar herramientas predictivas adecuadas permitirá no solo anticipar problemas financieros, sino también fortalecer la toma de decisiones estratégicas y contribuir a la estabilidad empresarial y macroeconómica.

3. Métodos

La investigación se centró en el análisis del riesgo de insolvencia empresarial en el sector G, que comprende las actividades de comercio al por mayor y al por menor, así como la reparación de vehículos automotores y bicicletas, durante el periodo 2015–2024. El estudio adopta un enfoque cuantitativo y utiliza información financiera anual y datos del ranking empresarial. Los datos fueron obtenidos de la página web de la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador (SCVS), a partir de los registros de las empresas pertenecientes a dicho sector. Para desarrollar el modelo, en esta investigación se utilizó el programa RStudio, ya que facilita la estimación de modelos econométricos.

En cuanto a la selección de variables, se tomó como punto de partida el modelo propuesto por Ohlson (1980), ampliamente utilizado en la literatura sobre predicción de quiebra. Este enfoque se complementó con estudios más recientes aplicados al contexto ecuatoriano, como el de Orellana et al. (2022) en el sector manufacturero (C23). A partir de esta revisión, se identificaron los indicadores financieros más relevantes, buscando reflejar de forma más clara la situación económica y operativa de las empresas analizadas.

En la Tabla 1 se presentan las variables utilizadas en el modelo, las cuales recogen aspectos clave como el tamaño, el endeudamiento y la rentabilidad de las empresas. Estos indicadores permiten analizar de forma más precisa el riesgo de insolvencia empresarial.

Tabla 1

Descripción de las variables

Variable	Descripción
Y	Solvencia / Insolvencia empresarial: variable binaria dependiente que toma valor de 1 cuando la empresa presenta patrimonio negativo y utilidad neta negativa, y 0 en caso contrario.
X1	Tamaño, logaritmo (activos totales/índice del nivel de precios
X2	Pasivos Totales/Activos Totales
X3	Capital de Trabajo/Activos Totales
X4	Pasivo corriente/Activo corriente
X5	Dummy de solvencia: 1 si los pasivos totales exceden los activos totales
X6	Utilidad neta/Activos totales
X7	Resultado operacional/Total de obligaciones
X8	Dummy de rentabilidad: 1 si el ingreso neto fue negativo en los 2 últimos años
X9	$\text{Ingreso Neto } t - \text{Ingreso Neto } t-1 / \text{Ingreso Neto } t + \text{Ingreso Neto } t-1 $

Fuente: Basado en Ohlson (1980).

En una primera fase se construyó una base de datos consolidada con todas las empresas activas del sector durante el periodo de análisis. Posteriormente, se realizó una depuración de los registros para eliminar empresas que no presenten información en ingresos operacionales, así como registros con valores atípicos o inconsistentes. Este proceso de limpieza garantizó la validez de los datos utilizados en la estimación y permitió contar con información confiable para el análisis del riesgo de insolvencia empresarial.

El modelo logit transforma los valores de las variables explicativas en una probabilidad entre 0 y 1, lo que permite estimar de forma continua el nivel de riesgo. No se busca predecir con certeza si una empresa quebrará, sino medir qué tan probable es que atraviese dificultades financieras dadas sus características. Como menciona Véliz (2016), este tipo de modelos permite representar fenómenos económicos donde los resultados dependen de múltiples factores. En este sentido, la función logística garantiza que las probabilidades obtenidas sean coherentes (nunca negativas ni superiores a uno). Otra ventaja del modelo es que permite tener una perspectiva más amplia sobre los riesgos que enfrenta una compañía, identificando de forma fiable los indicadores financieros que aportan de forma

significativa al modelo. Matemáticamente, la función logística se expresa de la siguiente forma:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 + \beta_2 x_i)}} \quad (1)$$

donde:

- $P(Y=1|X)$: es la probabilidad de que el evento $Y=1$
- β_1 : es el intercepto del modelo.
- β_2 : coeficiente de la variable independiente.
- e : es el número de Euler.

En términos prácticos, esta función permite observar cómo cambios en las variables explicativas (como liquidez, rentabilidad o endeudamiento) modifican la probabilidad de que una empresa sea considerada insolvente. Cuanto mayor sea el valor de la función, mayor será el riesgo asociado. Esta característica hace que el modelo Logit sea una herramienta muy útil para cuantificar el impacto financiero de cada variable y comprender mejor el comportamiento de las empresas en el tiempo.

Para fortalecer la capacidad explicativa y predictiva, se incorporó una regresión logística con regularización Elasticnet, la cual combina penalizaciones L1 (Lasso) y L2 (Ridge). La penalización L2 se basa en la suma de los cuadrados de los coeficientes, reduciendo su magnitud sin llevarlos a cero, mientras que la penalización L1 utiliza la suma de los valores absolutos, promoviendo la selección de variables (Zou y Hastie, 2004). La principal ventaja frente a la regresión logística tradicional es que permite reducir posibles problemas de multicolinealidad entre las variables explicativas y mejora la capacidad predictiva, evitando el sobreajuste del modelo. El modelo se estima minimizando la siguiente función objetivo:

$$\arg \min_{\beta_0, \beta} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i (\beta_0 + x_i^T \beta) - \log (1 + e^{\beta_0 + x_i^T \beta}) \right\} + \lambda \left\{ \frac{(1 - \alpha) \|\beta\|^2}{2} \right\} + \alpha \|\beta\| \quad (2)$$

El parámetro α controla la combinación entre ambos métodos: cuando $\alpha = 1$ el modelo equivale a Lasso puro, cuando $\alpha = 0$ corresponde a Ridge puro, y valores intermedios

generan la combinación Elasticnet. Por su parte, λ determina la intensidad de la penalización; a mayor λ , mayor es la reducción de los coeficientes (Zou y Hastie, 2004).

De esta manera, Elasticnet combina la capacidad de selección de variables del Lasso con la estabilidad del Ridge, logrando un modelo más robusto y con mejor desempeño predictivo fuera de la muestra. La ecuación en su conjunto permite la regularización de los coeficientes para lograr un equilibrio óptimo entre la selección de variables y la estabilidad del modelo.

Finalmente, para evaluar el desempeño se empleó la matriz de confusión y métricas como exactitud, precisión, sensibilidad y especificidad, comparando los valores predichos con los valores reales para determinar qué tan bien el modelo clasifica a las empresas solventes e insolventes.

4. Resultados

En la presente investigación se analizó el riesgo de insolvencia en el sector G utilizando datos recopilados de la página web de la Superintendencia de Compañías correspondientes. Inicialmente, se partió de una base de datos con 206549 empresas. Sin embargo, debido a la presencia de datos no relevantes o inconsistentes para el modelo, se aplicaron filtros que excluyeron observaciones con valores iguales a cero. Tras este proceso de depuración, la muestra final quedó conformada por 181052 empresas, tomadas del periodo 2015-2024. Esto permitió trabajar con un conjunto más preciso y adecuado para el análisis econométrico.

Ahora bien, dentro del contexto nacional se han desarrollado estudios e investigaciones enfocadas a la predicción del fracaso empresarial en el sector comercial. Un ejemplo es el estudio desarrollado por Orellana et al. (2020), en donde utilizan un modelo Logit para identificar los factores determinantes de la insolvencia en empresas. A partir de esta referencia y de una revisión amplia de artículos empíricos, se decidió trabajar con las variables propuestas por Ohlson (1980), dado que cuentan con un respaldo teórico y son útiles para explicar el riesgo de quiebra en distintos contextos. Previo a la estimación del modelo econométrico, se realizó un análisis descriptivo de las variables explicativas con el fin de identificar diferencias entre empresas quebradas y no quebradas y evaluar el comportamiento de las principales ratios financieros.

En la Tabla 2 se muestran las medianas de las variables analizadas para empresas que presentan y no presentan quiebra, lo que permite identificar diferencias claras en su comportamiento financiero.

Tabla 2

Análisis de las medianas de las variables cuantitativas

Variable	No quiebra	Sí quiebra
X1	3.11	2.52
X2	0.608	1.40
X3	0.347	-0.319
X4	0.510	1.38
X6	0.0148	-0.135
X7	0.0380	-0.0928
X9	0	0

Fuente: Basado en Super Intendencia de Compañías (2024).

Los resultados presentados en la Tabla 2 muestran diferencias importantes entre las empresas que no presentan quiebra y aquellas que sí experimentan insolvencia. En primer lugar, se observa que las empresas insolventes presentan en promedio un menor tamaño empresarial (X1), lo que puede indicar una menor capacidad para enfrentar shocks financieros o períodos de inestabilidad económica. Asimismo, estas empresas presentan mayores niveles de endeudamiento (X2) en comparación con las empresas solventes, lo que evidencia una mayor dependencia del financiamiento externo y, por tanto, una mayor presión para cumplir con sus obligaciones financieras.

Por otra parte, el capital de trabajo (X3) muestra valores positivos en las empresas que no quiebran y valores negativos en las empresas insolventes, lo que refleja problemas de liquidez y dificultades para cubrir obligaciones de corto plazo. De manera similar, la variable X4 presenta valores más altos en las empresas que experimentan quiebra, lo que sugiere una estructura financiera más riesgosa y una mayor exposición al endeudamiento.

Los indicadores de rentabilidad (X6 y X7) presentan valores positivos en las empresas solventes y negativos en las empresas insolventes, lo que indica una menor capacidad para generar utilidades y sostener sus operaciones en el tiempo.

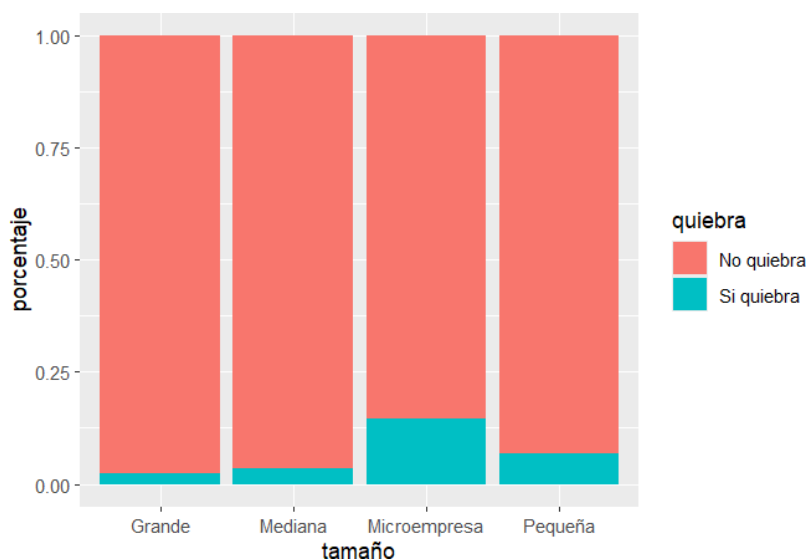
En el caso de la variable X9, que mide el cambio del ingreso neto entre dos periodos, la mediana es igual a cero tanto para las empresas que no quiebran como para las que sí presentan insolvencia. Esto indica que, el ingreso neto no muestra grandes variaciones

entre periodos en ambos grupos. Sin embargo, esta variable sigue siendo útil para identificar cambios en el desempeño financiero, ya que caídas en el ingreso neto pueden reflejar un deterioro en la situación económica de la empresa. En conjunto, estos resultados permiten observar que las empresas insolventes tienden a caracterizarse por menor tamaño, mayor endeudamiento, problemas de liquidez y baja rentabilidad, factores que contribuyen a explicar un mayor riesgo de insolvencia empresarial.

En la Figura 3 se presenta la proporción de empresas quebradas y no quebradas según el tamaño, con el fin de analizar cómo esta característica se relaciona con el riesgo de insolvencia.

Figura 3

Empresas quebradas y no quebradas según el tamaño



Fuente: Basado en Super Intendencia de Compañías (2024).

Este gráfico muestra la proporción de empresas quebradas y no quebradas según tamaño y se evidencia que predomina la no quiebra. No obstante, las microempresas muestran la barra más alta mientras que en las otras categorías es relativamente bajo, esto demuestra que a mayor tamaño de la empresa, menor probabilidad de quiebra.

En la Tabla 3 se presenta la matriz de correlación entre las variables, con el objetivo de identificar posibles relaciones entre los indicadores financieros.

Tabla 3*Análisis de correlación de las variables*

	X1	X3	X6	X7	X2	X4	X9
X1	1.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X3	0.03	1.00	1.00	0.00	-0.92	-0.11	0.00
X6	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X7	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
X2	0.00	-0.92	0.00	0.00	1.00	0.10	0.00
X4	0.00	-0.11	0.00	0.00	0.10	1.00	0.00
X9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00

Se observa una correlación casi perfecta entre la rentabilidad sobre activos (X6) y el índice de rentabilidad (X7), así como una correlación negativa muy elevada entre el capital de trabajo (X3) y el índice de endeudamiento (X2). Estos resultados evidencian la presencia de multicolinealidad significativa entre algunos indicadores financieros, lo que podría afectar la estabilidad del modelo Logit. Por otro lado, la variable de liquidez (X4) muestra correlaciones más moderadas con el resto de variables, sugiriendo que aporta información complementaria al análisis. A partir de estas conclusiones, se estimará en primera instancia un modelo de regresión logística para evaluar con más profundidad los resultados y luego un modelo con regularización Elasticnet.

Antes de estimar los modelos fue necesario realizar algunos ajustes para que el análisis sea coherente con la forma en que se definió la insolvencia en esta investigación. En primer lugar, se decidió eliminar la variable X5 debido a un problema de endogeneidad. En el modelo original de Ohlson (1980), la variable dependiente es simplemente quiebra o no quiebra; sin embargo, en este estudio la insolvencia se determina a partir de patrimonio negativo y pérdidas. Esta diferencia en la variable genera una relación directa entre la variable dependiente y X5, lo que podría distorsionar los resultados. Para evitar este sesgo, se optó por excluirla del modelo.

Posteriormente, la base de datos se dividió en dos partes: un 80% para entrenar el modelo (144841 empresas) y un 20% para evaluarlo (36211 empresas). Esta separación permite estimar el modelo con un grupo de datos y comprobar su desempeño con otro distinto, reduciendo el riesgo de sobreajuste. Sobre el conjunto de entrenamiento se estandarizaron todas las variables, convirtiéndolas en valores tipo z, con el fin de trabajar en la misma escala y facilitar la estimación. Además, como existía una mayor cantidad de empresas no insolventes que insolventes, se aplicó un proceso de “upsample” para equilibrar las categorías y evitar que el modelo se incline automáticamente hacia la clase mayoritaria.

Una vez realizados estos ajustes, se estimó primero el modelo de regresión logística clásico y posteriormente el modelo con regularización Elasticnet. En la Tabla 4 se presentan los resultados obtenidos para los modelos estimados, lo que permite comparar el comportamiento de las variables en cada caso.

Tabla 4

Resultados de los modelos

Variab les	Regresión Logística Clásico (1)	Elasticnet (2)
Intercepto	10.8	-1.55
X1	-0.106	-0.0675
X2	2208.	20.3
X4	0.0120	0.0475
X7	-0.0251	-0.0107
X9	-0.103	-0.101
Tamaño Mediana	0.289	0.224
Tamaño Microempresa	1.64	1.72
Tamaño Pequeña	0.925	0.908
Provincia Pichincha	0.640	0.821
Provincia (Otros)	0.192	0.236
Ciudad (Otros)	0.150	0.117
CIU 2 G46	-0.200	-0.240
CIU 2 G47	-0.0438	-0.0704

Una vez preparados los datos, se estimó en primera instancia el modelo de regresión logística utilizando únicamente el conjunto de entrenamiento. Los coeficientes obtenidos resultaron estadísticamente significativos, lo que indica que las variables incluidas presentan capacidad explicativa sobre la probabilidad de insolvencia. El modelo fue evaluado con el conjunto de prueba, permitiendo verificar su capacidad de predicción fuera de la muestra de entrenamiento. Este paso es fundamental, ya que evita conclusiones basadas únicamente en ajuste interno y permite medir la verdadera capacidad predictiva del modelo.

Posteriormente, se decidió incorporar un enfoque de Machine Learning con la intención de mejorar la capacidad predictiva del modelo y optimizar la selección de variables para obtener un modelo más sólido y confiable. Para ello, se definió una estrategia de remuestreo mediante validación cruzada de 10 folds aplicada únicamente sobre el conjunto de entrenamiento. Esto implicó dividir los datos del train en diez partes iguales, donde en cada iteración nueve partes se utilizaron para entrenar el modelo y una para validarlo. Este proceso se repitió hasta que cada subconjunto haya sido utilizado como validación. Con este procedimiento se busca que el modelo no dependa de una sola

partición de los datos, sino que sea evaluado en distintos escenarios, logrando así mayor estabilidad y reduciendo el riesgo de sobreajuste.

En cuanto a las variables, el índice de endeudamiento (X2) presenta un coeficiente positivo y uno de los valores más altos dentro del modelo. Esto indica que, a medida que aumenta la proporción de deuda sobre activos, se incrementa significativamente la probabilidad de insolvencia. Por otro lado, el capital de trabajo (X3) muestra un coeficiente negativo. Esto significa que cuando la empresa dispone de mayor liquidez relativa, el riesgo de quiebra disminuye. En cuanto al tamaño empresarial (X1), el coeficiente negativo sugiere que, a mayor tamaño, menor es la probabilidad de insolvencia. Las variables de rentabilidad (X6 y X7) también presentan coeficientes negativos, reforzando la idea de que generar utilidades sostenidas reduce el riesgo de quiebra. Finalmente, variables como el cambio en la utilidad neta (X9), cuando presentan signo positivo, sugieren que fluctuaciones fuertes o deterioros en los resultados pueden incrementar la probabilidad de insolvencia, reflejando inestabilidad financiera.

En la Tabla 5 se presentan las métricas de desempeño de los modelos en el conjunto de prueba, lo que permite evaluar su capacidad predictiva.

Tabla 5

Métricas de predictibilidad en datos del Test en el modelo de regresión logística con regularización Elasticnet

Métrica	Regresión Logística	Elasticnet
Accuracy	0.921	0.685
Kap	0.618	0.140
Sensibilidad	0.933	0.693
Especificidad	0.807	0.605
Ppv	0.979	0.943
Nvp	0.560	0.172
Mcc	0.632	0.185
j_index	0.741	0.298
bal_accuracy	0.870	0.649
detention_prevalence	0.862	0.665
Precisión	0.979	0.943
Recall	0.933	0.693
f_meas	0.955	0.799

Al evaluar el desempeño predictivo, se observa que la regresión logística clásica presenta mejores resultados generales en comparación con el modelo Elasticnet. El accuracy del modelo logístico es considerablemente más alto, lo que indica una mayor proporción de clasificaciones correctas en el conjunto de prueba. Asimismo, la sensibilidad es elevada,

lo que demuestra una buena capacidad para identificar correctamente a las empresas insolventes. La especificidad también mantiene niveles altos, reflejando un equilibrio adecuado entre la identificación de empresas quebradas y no quebradas.

Por su parte, el modelo Elasticnet muestra un desempeño más moderado. Aunque mantiene una precisión alta cuando predice quiebra, su sensibilidad y su capacidad global de clasificación son menores en comparación con el modelo clásico. Esto sugiere que, si bien el modelo regularizado aporta estabilidad y control estadístico, en este caso específico no logra superar el poder predictivo de la regresión logística tradicional.

Aunque la regresión logística clásica mostró un mejor desempeño predictivo en el conjunto de prueba, Elasticnet siguió siendo útil como estrategia de regularización y depuración del modelo, especialmente por la relación existente entre variables financieras.

5. Discusión

Antes de estimar el modelo final fue necesario realizar algunos ajustes en las variables para evitar problemas en el modelo. En primer lugar, se eliminó la variable X5, ya que generaba un problema de endogeneidad con la variable dependiente. Esto se debe a que en el modelo original de Ohlson (1980) la variable dependiente se define como un indicador binario que identifica si la empresa se encuentra o no en quiebra. En esta investigación también se utiliza una variable binaria; sin embargo, su construcción es diferente, ya que se basa en la presencia de patrimonio negativo y utilidades negativas, lo cual permite aproximar situaciones de deterioro financiero. Debido a esta forma de construcción, la variable X5 termina estando muy relacionada con la variable dependiente, ya que ambas recogen información similar sobre la situación financiera de la empresa. Por esta razón se decidió excluirla del análisis.

Por estas razones, se optó por estimar un modelo de regresión logística con regularización Elasticnet. Estudios como los de Casado et al. (2018) y Perboli y Arabnezhad (2021) destacan que este tipo de metodologías permite trabajar mejor con variables financieras que suelen estar relacionadas entre sí y depurar el modelo.

En primer lugar, el tamaño empresarial (X1) presenta una relación negativa con la probabilidad de insolvencia, lo que sugiere que las empresas de mayor tamaño tienden a enfrentar un menor riesgo de quiebra. Este resultado coincide con lo señalado por Pindado

et al. (2008), quienes indican que las empresas más grandes suelen contar con mayor estabilidad financiera y mejores condiciones de acceso al financiamiento. Sin embargo, en el mismo estudio también se menciona que algunas pymes con mayores niveles de activos pueden presentar una mayor probabilidad de problemas financieros, lo que muestra que el efecto del tamaño no siempre es completamente uniforme. De manera similar, Mongrut et al. (2011) identifican que el tamaño empresarial puede ser un factor relevante dentro de los modelos de predicción de insolvencia en economías latinoamericanas. En el contexto ecuatoriano, estudios como los de Tonon et al. (2022) y Orellana et al. (2020) también encuentran que las empresas de mayor tamaño tienden a presentar menor riesgo de fracaso empresarial. No obstante, Casado et al. (2018) encontraron que variables como el tamaño o la edad de la empresa no tuvieron un peso significativo dentro de su modelo predictivo, lo que sugiere que el efecto de esta variable puede variar según las características de la muestra o la metodología utilizada.

En relación con el nivel de endeudamiento (X2), los resultados muestran una relación positiva con la probabilidad de insolvencia, lo que implica que a medida que aumenta el nivel de deuda dentro de la estructura financiera de las empresas también se incrementa el riesgo de enfrentar dificultades económicas. Este resultado coincide con lo señalado por Mongrut et al. (2011), quienes identifican el apalancamiento financiero como uno de los factores más asociados a la insolvencia empresarial. De forma similar, Roque y Caicedo (2023) encuentran que los indicadores relacionados con el endeudamiento mantienen una relación directa con la probabilidad de quiebra. Sin embargo, algunos autores señalan que el efecto del endeudamiento puede variar dependiendo del entorno económico y de la capacidad de la empresa para generar ingresos suficientes, tal como lo mencionan Pindado et al. (2008).

Por otro lado, la variable X4, vinculada a la estructura financiera de la empresa, presenta un coeficiente positivo en el modelo estimado. Esto sugiere que cuando una empresa depende en mayor medida de pasivos para financiar sus actividades, el riesgo de enfrentar problemas de insolvencia tiende a aumentar. Este resultado guarda relación con lo planteado por Pindado et al. (2008), quienes señalan que la probabilidad de quiebra no se explica únicamente por indicadores contables internos, sino también por factores relacionados con el nivel de endeudamiento de las empresas. En este sentido, una mayor carga de pasivos puede incrementar la vulnerabilidad financiera. De forma similar, Perboli y Arabnezhad (2021) encuentran que, en distintos modelos de aprendizaje

automático utilizados para predecir crisis empresariales, el endeudamiento aparece de manera recurrente como uno de los factores con mayor capacidad explicativa. Asimismo, Hawach y Requejo (2025) señalan que en contextos de mayor incertidumbre económica las empresas con estructuras financieras más apalancadas suelen enfrentar un mayor riesgo de dificultades financieras.

En cuanto a la rentabilidad (X7), los resultados muestran una relación negativa con la probabilidad de insolvencia. Esto indica que las empresas con mayor capacidad para generar utilidades presentan menores probabilidades de enfrentar procesos de quiebra. Este comportamiento coincide con lo señalado por Hawach y Requejo (2025), quienes destacan que el desempeño financiero influye directamente en la probabilidad de deterioro económico. Asimismo, Mongrut et al. (2011) resaltan que los indicadores de rentabilidad son variables relevantes dentro de los modelos de predicción de insolvencia. En el caso ecuatoriano, Orellana et al. (2020) también destacan que el desempeño financiero constituye un elemento importante para explicar la estabilidad económica de las empresas.

En relación con X9, vinculada al cambio en la utilidad neta, el coeficiente negativo indica que mejoras en los resultados financieros contribuyen a reducir el riesgo de insolvencia. Esto sugiere que cuando las empresas muestran una evolución positiva en sus utilidades, su situación financiera tiende a fortalecerse, disminuyendo la probabilidad de enfrentar dificultades económicas. Este resultado coincide con lo señalado por Geng et al. (2015), quienes destacan que las variaciones en los resultados financieros permiten observar la evolución del desempeño económico de las empresas a lo largo del tiempo. De forma similar, Tonon et al. (2022) encuentran que los cambios en el desempeño financiero pueden anticipar problemas de solvencia en las empresas.

6. Conclusiones

La insolvencia empresarial es un tema relevante dentro del análisis económico y financiero, ya que refleja las dificultades que pueden enfrentar las empresas para cumplir con sus obligaciones y mantener sus operaciones en el tiempo. En el caso del Ecuador, el sector G —que incluye el comercio al por mayor y al por menor, así como la reparación de vehículos automotores y bicicletas— tiene un peso importante dentro de la economía nacional, principalmente por su contribución al empleo y a la actividad comercial del país. Sin embargo, como ocurre con muchos sectores productivos, su desempeño también

puede verse afectado por distintos factores financieros que influyen en la estabilidad de las empresas.

A partir del análisis realizado para el periodo 2015–2024, se identificaron diferencias claras entre las empresas que permanecen solventes y aquellas que presentan problemas de insolvencia. En general, se observó que las empresas con mayor riesgo suelen ser más pequeñas, presentan mayores niveles de endeudamiento y registran menores niveles de rentabilidad. Estos resultados sugieren que las empresas con estructuras financieras más frágiles tienen menos capacidad para enfrentar periodos de incertidumbre o cambios en el entorno económico.

Asimismo, el modelo econométrico estimado permitió identificar algunos factores financieros que influyen en la probabilidad de insolvencia empresarial. Entre los más relevantes se encuentran el tamaño de la empresa, el nivel de endeudamiento, la estructura financiera, la rentabilidad y las variaciones en las utilidades. En términos generales, los resultados indican que un mayor endeudamiento y una estructura financiera más comprometida aumentan la probabilidad de que una empresa enfrente dificultades financieras. En cambio, un mayor tamaño empresarial y mejores niveles de rentabilidad tienden a reducir el riesgo de insolvencia.

En conjunto, los resultados muestran que el riesgo de insolvencia en el sector comercio del Ecuador está estrechamente relacionado con variables financieras vinculadas al endeudamiento, la rentabilidad y la capacidad económica de las empresas. En este sentido, el modelo predictivo desarrollado mediante regresión logística con regularización Elasticnet permitió identificar indicadores relevantes para anticipar posibles situaciones de insolvencia. Este tipo de herramientas puede resultar útil para mejorar el análisis financiero y apoyar la toma de decisiones dentro de las empresas.

No obstante, el estudio presenta algunas limitaciones, principalmente relacionadas con la disponibilidad de información y con las variables consideradas en el análisis. Por ello, futuras investigaciones podrían ampliar el estudio incorporando variables macroeconómicas, analizar periodos más extensos o aplicar otros métodos de aprendizaje automático que permitan mejorar la capacidad predictiva de los modelos.

7. Referencias

- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2978933>
- Altman, E., y Hotchkiss, E. (2006). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- André, C., y Demmou, L. (2022). Enhancing insolvency frameworks to support economic renewal. *OECD Economics Department Working Papers*(1738). <https://doi.org/https://dx.doi.org/10.1787/8ef45b50-en>
- Banco Central del Ecuador. (2023). *Informe de resultados: Cuentas Nacionales Anuales 2021–2022*. <https://bit.ly/4mg6eKU>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2003). *Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk*. Bank for International Settlements: <https://bit.ly/4dxukP6>
- Bauer, J., y Agarwal, V. (2014). Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test. *Journal of Banking & Finance, Elsevier*, 40, 432-442. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.12.013>
- Beaver, W. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Bermeo, D., y Armijos, J. (2021). Predicción de quiebra bajo el modelo Z2 Altman. *Revista Economía y Política*, 48-63. <https://doi.org/https://doi.org/10.25097/rep.n33.2021.03>
- Casado, S., Nuñez, L., y Pacheco, J. (2018). Predicción de la quiebra empresarial: el modelo GRASP-LOGIT. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la empresa*, 26, 294-314. <https://doi.org/https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconempresa.2810>
- Correa, D., y Lopera, M. (2020). Financial ratios as a powerful instrument to predict insolvency; a study using boosting algorithms in Colombian firms. *Estudios Gerenciales*, 36(155), 229-238. <https://doi.org/https://doi.org/10.18046/j.estger.2020.155.3588>
- Fitzpatrick, F. (1932). A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firm. *Certified Public Accountant*, 6, 727-731.
- Geng, R., Bose, I., y Chen, X. (2015). Prediction of financial distress: An empirical study of listed Chinese companies using data mining. *European Journal of Operational Research*, 236–247. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.08.016>
- Gitman, L., y Zutter, C. (2012). *Principios de administración financiera*. Nacualpan de Juárez, México: Pearson Educación.
- González, J., Sánchez, A., y Alonso, J. (2019). Optimización de la predicción de problemas financieros en empresas sanitarias privadas españolas aplicando

- algoritmos genéticos. *Gaceta Sanitaria*, 33(5), 462-467.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.gaceta.2018.01.001>
- Guamán, J. (2023). Aplicación de modelos de predicción de insolvencia empresarial en empresas cerradas del sector comercio en Ecuador 2017 al 2021. *Edu,ec*.
<https://doi.org/https://dspace.uazuay.edu.ec/handle/datos/13754>
- Hawach, F., y Requejo, I. (2025). Financial distress likelihood of European SMEs in times of economic policy uncertainty: The role of family ownership and performance aspirations. *International Review of Financial Analysis*, 105.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.irfa.2025.104418>
- Horrigan, J. O. (1965). Some Empirical Bases of Financial Ratio Analysis. *The Accounting Review*, 40, 558-568.
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. (2025). *Guía de base de datos de la Encuesta Estructural Empresarial (ENESEM) 2023*. <https://bit.ly/4vcThFB>
- Isran, A., Hussain, A., Aslam, H., y Bahoo, S. (2021). Effect of Liquidity, Credit, and Solvency Risk on Corporate Innovation: Empirical Evidence from Emerging Economies & Developed Countries. *Studies of Applied Economics*, 39(2).
<https://doi.org/https://doi.org/10.25115/eea.v39i2.3918>
- Magklaras, A., Gogos, C., Alefragis, P., y Birbas, A. (2024). Enhancing Parameters Tuning of Overlay Models with Ridge Regression: Addressing Multicollinearity in High-Dimensional Data. *Mathematics*, 12(20).
<https://doi.org/https://doi.org/10.3390/math12203179>
- Mejía, M., y Flores, J. (2020). Aplicación del Modelo Z-Score de Altman para clasificar niveles de quiebra financiera en el sector comercial de la provincia de Manabí-Ecuador. *Digital publisher CEIT*, 5(5), 26-39.
<https://doi.org/https://doi.org/10.33386/593dp.2020.5-1.318>
- Mongrut, S., Alberti, F., Fuenzalinda, D., y Akamine, M. (2011). Determinantes de la insolvencia empresarial en el Perú. *Academia Revista Latinoamericana de Administración* (47), 126-139. <https://doi.org/http://hdl.handle.net/11285/635373>
- Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 109-131.
- Orellana, I., Pinos, L., Cevallos, E., Reyes, M., y Tonon, L. (2022). *Riesgo de mercado e insolvencia del sector de fabricación de otros productos minerales no metálicos del Ecuador - Periodo 2009 - 2019*.
<https://doi.org/https://revistas.uazuay.edu.ec/index.php/obsemp/article/view/548>
- Orellana, I., Reyes, M., Tonon, L., y Pinos, L. (2020). Medición de los niveles de riesgos de liquidez, insolvencia y mercado en el sector textil del Ecuador. *Boletín de Coyuntura*, 27, 4-16.
<https://doi.org/https://doi.org/10.31243/bcoyu.27.2020.1014>
- Perboli, G., y Arabnezhad, E. (2021). A Machine Learning-based DSS for mid and long-term company crisis prediction. *Expert Systems with Applications*, 174.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114758>

- Pindado, J., Rodrigues, L., y De la Torre, C. (2008). Estimating financial distress likelihood. *Journal of Business Research*, 995–1003. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2007.10.006>
- Puente, M., Dávalos, E., Bardoscia, K., y Cáceres, L. (2025). Análisis de la solvencia financiera mediante el modelo Z-score de las empresas del centro cerámico de Cuenca. *Perspectivas Sociales y Administrativas*, 3(1). <https://doi.org/https://doi.org/10.61347/psa.v3i1.77>
- Roque, D., y Caicedo, A. (2023). Relación entre los indicadores financieros del modelo Altman Z y el puntaje Z. *Revista de Ciencias de Administración y Economía*, 139-158. <https://doi.org/https://doi.org/10.17163/ret.n25.2023.09>
- Servicio de Rentas Internas del Ecuador. (2025). *12 de los 16 principales sectores económicos del país registran crecimiento en ventas y apalancan la recaudación tributaria (Boletín No. NAC-COM-25-024)*. <https://bit.ly/4ccSpIE>
- Smith, R., y Winakor, A. (1935). Changes in the Financial Structure of Unsuccessful Corporations. *Bureau of Business Research*(51).
- Sordo, J., Del Río, M., Pérez, A., y Vitiello, V. (2021). Algoritmos de Random Forest como alerta temprana para la predicción de insolvencias en empresas constructoras. *Anales de Edificación*, 7(1), 9-18. <https://doi.org/https://doi.org/10.20868/ade.2021.4766>
- Superintendencia de Bancos y Seguros. (12 de 02 de 2016). *Resolución No. 209-2016-F: Norma para la calificación de activos de riesgo y constitución de provisiones*. Registro Oficial Suplemento No. 707: <https://bit.ly/3Q69pbY>
- Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros. (2024). *Estados Financieros por Rama*. <https://bit.ly/4w9SPsu>
- Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros. (16 de 02 de 2023). *Ranking de Compañías*. Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros: <https://bit.ly/4c7H9gF>
- Tonón, L., Orellana, I., Pinos, L., y Reyes, M. (2022). Riesgo de fracaso empresarial en el sector C23 de manufactura del Ecuador. *Podium* (41), 71-90. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.31095/podium.202>
- Torres, S., Pérez, S., Sauza, B., y Lechuga, C. (2024). Probabilidad de quiebra: estudio comparativo entre Altman y Springate. *Ingenio y Conciencia Boletín Científico de la Escuela Superior Ciudad Sahagún*, 11, 35-43. <https://doi.org/https://doi.org/10.29057/escs.v11iEspecial.13683>
- Véliz, C. (2016). *Análisis multivariante: Métodos estadísticos multivariantes para la investigación*. (C. L. S.A., Ed.) Buenos Aires.
- Villa, V., Velarde, R., Flores, M., y León, J. (2024). Evaluación de la solvencia de fábricas de calzado en Tungurahua: un análisis basado en el modelo Z-Score. *Esprint Investigación*, 3(3), 137-150. <https://doi.org/https://doi.org/10.61347/ei.v3i3.87>
- Zou, H., y Hastie, T. (2004). Regularization and variable selection via the elastic net. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 67(2), 301-320. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2005.00503.x>