

**MODELO DE PREDICCIÓN DE QUIEBRA EN EMPRESAS DE COMERCIO EN
ECUADOR: USO DEL MODELO LOGÍSTICO DE OHLSON**
**BANKRUPTCY PREDICTION MODEL IN COMMERCIAL COMPANIES IN ECUADOR: USE
OF THE OHLSON LOGISTIC MODEL**

Pablo Molina Panchi, Mgtr.

 <https://orcid.org/0000-0002-1708-8446>

Libre ejercicio profesional (Latacunga, Ecuador)

paalmopa92@hotmail.com

Karla Flores Cevallos, Ph.D (c)

 <http://orcid.org/0000-0003-0851-5319>

Fundación Los Andes (Ambato, Ecuador)

karla.floresceva@alum.uca.es

Carlos Flores Tapia, Ph.D.

 <https://orcid.org/0000-0002-1892-6309>

Pontificia Universidad Católica del Ecuador (Ambato, Ecuador)

cflores@pucesa.edu.ec

Diego Molina Panchi, Mgtr.

 <https://orcid.org/0000-0002-5803-1876>

Libre ejercicio profesional (Latacunga, Ecuador)

diegofabian1@hotmail.es

ARTÍCULO DE INVESTIGACIÓN

Recibido: 22 de junio de 2023

Aceptado: 4 de septiembre de 2023

RESUMEN

La globalización económica de los mercados nacionales e internacionales y los riesgos asociados al ámbito empresarial hacen que la estabilidad económica-financiera y la supervivencia de las empresas ecuatorianas se vean afectadas. Por ello, el objetivo es plantear un modelo de regresión logística binaria de Ohlson para la predicción de quiebra en empresas de comercio al por menor. Para alcanzar este objetivo, se utiliza la información financiera de Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros durante los años 2015-2019. A partir de los



estados financieros de 162 empresas en Ecuador se calcularon los ratios financieros que fueron utilizados como variables explicativas para establecer el modelo de elección discreta -Logit-, considerando también el uso de técnicas estadísticas tales como: Hosmer-Lemeshow, Chi-Cuadrado y la correlación de Spearman, las cuales son utilizadas para validación del modelo propuesto. El enfoque del estudio es mixto debido a que maneja variables de tipo cualitativas y cuantitativas con el propósito de formar variables dependientes binarias e independientes y su nivel es explicativo-correlacional. Los principales resultados reflejan los factores clave que condicionan el éxito y fracaso empresarial en las actividades de comercio y a su vez se concluye que son pocas las empresas ecuatorianas en este sector que están expuestas al riesgo de quiebra, liquidación o cancelación.

Palabras clave: Econometría, Quiebras, Gestión de Riesgos, Construcción de modelos, Toma de decisiones bajo incertidumbre.

ABSTRACT

The economic globalization of national and international markets and the risks associated with all business affect the economic-financial stability and the survival of Ecuadorian companies. Therefore, the objective is to propose an Ohlson binary logistic regression model for the prediction of bankruptcy in retail trade companies. To achieve this objective, financial information from the Superintendency of Companies, Securities and Insurance is used for the years 2015-2019. From the financial statements of 162 companies in Ecuador, the financial indicators that were used as explanatory variables were calculated to establish the discrete choice model -Logit-, also considering the use of statistical techniques such as: Hosmer-Lemeshow, Chi-Square. and the Spearman conversion, which are used for the validation of the proposed model. The focus of the study is mixed because it handles qualitative and quantitative variables with the purpose of forming binary and independent dependent variables and its level is explanatory-correlational. The main results reflect the key factors that condition business success and failure in trade activities and in turn it is concluded that few Ecuadorian companies in this sector are exposed to the risk of bankruptcy, liquidation or cancellation.

Keywords: Econometrics, Bankruptcies, Risk Management, Model building, Decision making under uncertainty.

INTRODUCCIÓN

El mercado y la libre competencia obligan a las empresas a administrar su riesgo de forma más efectiva con la finalidad de conocer las posibles causas de su éxito o fracaso

empresarial. En la actualidad, las compañías han visto la necesidad de cuantificar su riesgo de quiebra para tener una respuesta a las interrogantes de ¿Cómo está su salud financiera?, ¿Cuáles son sus síntomas? y ¿Qué hacer para crear valor? (Iturralde, 2019).

En este contexto, el cálculo del riesgo de insolvencia constituye un parámetro transcendental en la administración financiera debido a que permite anticiparse a una eventualidad de pérdida de los recursos. Por otro lado, es necesario relacionarlos con ciertas investigaciones enfocadas en el estudio de redes neuronales que buscan optimizar la generación de resultados mediante alertas tempranas mitigando los efectos negativos al capital de los inversionistas (Ludeña y Tonon, 2021).

Por otra parte, la evolución de los mercados y la inclusión financiera global exige el uso de redes neuronales artificiales para emular el procesamiento de la información aplicada a diversos ámbitos financieros para predecir el comportamiento económico que pueden tener las organizaciones y su impacto para incrementar el ahorro interno y canalizar los recursos hacia la inversión (Díaz et al., 2018). En este sentido, las redes neuronales constituyen un campo de interés esencial dentro del aprendizaje el cual se encuentra en constante desarrollo y crecimiento, por ejemplo, la predicción de series temporales y propuestas de modelos económicos (Fierro, 2020).

En consecuencia, de esto se han desarrollado varias ramas de inteligencia artificial como el Machine Learning que resuelve diversos problemas sin necesidad de estar programado y extrae patrones de comportamiento a partir de un conjunto de datos y obtiene resultados a partir de ellos (Villadangos, 2021). Así mismo, se destaca la popularidad y el avance que ha tenido la inteligencia artificial en diversas temáticas como: médicas, industriales y económicas-financieras, por lo tanto, su efectividad en el procesamiento de datos es significativa (Manrique, 2020).

La investigación se basa en la aplicación de un modelo econométrico de pronóstico de quiebra empresarial desarrollado por James Ohlson, el cual se basa en estimaciones estadísticas que permiten conocer la probabilidad de quiebra o fragilidad empresarial (Pérez, González & Lopera, 2013). En este sentido, la metodología propuesta por este autor se orienta en la estimación de la verosimilitud del modelo logístico condicional; en donde se determina algunos de los componentes que inciden directamente en la continuidad empresarial (Bedoya, Vargas, Severiche & Mesa, 2019).

Los modelos de predicción de quiebra tienen algunas dificultades que impiden su correcta aplicación entre los errores más comunes esta la selección de las empresas, períodos de tiempo, tamaño y dispersión de algunos indicadores financieros (Gómez & Ferreiro, 2019). Sin embargo, el modelo Ohlson, estudia también el comportamiento de las variables tanto contables, así como del valor de mercado de una organización; evidenciándose, que este modelo permite obtener varios atributos valorativos referentes al valor de la empresa y mide la potencialidad para aumentar dicho valor (Álvarez & Campa, 2020; Ficco, 2017).

Cabe destacar que, las compañías constituyen un motor esencial en la economía nacional al manejar flujos de dinero y capital, siendo imprescindible que se apliquen herramientas que permitan salvaguardarlas (Hernández, 2014). En el caso ecuatoriano, según el reporte de la Encuesta Estructural Empresarial en el año 2019, las compañías de mayor capital pertenecientes a diversos sectores del país produjeron un valor agregado superior a los 31 millones de dólares. Además, el sector de comercio generó el 14,7% de la producción nacional del total de las empresas investigadas, siendo el tercer sector con mayor ponderación. De la misma manera, para el 2019 el sector de comercio tuvo un incremento en su producción total de 552 millones de dólares con referencia al año 2018 (Instituto Nacional de Estadísticas y Censos, 2021).

Resulta oportuno entonces analizar la dinámica empresarial del sector comercial en el país, sobre todo estimar la alta o baja probabilidad de riesgo de insolvencia que podrían presentar estas empresas (Monterrey & Sánchez, 2017). En consecuencia, la hipótesis que se pretende probar con la aplicación de la investigación es: El desarrollo de un modelo de regresión logística binaria de Ohlson predice la bancarrota de las empresas de comercio al por menor en Ecuador.

De hecho, el modelo planteado es de interés puesto que este análisis permite generar un mayor conocimiento sobre la posibilidad de quiebra de las compañías, contribuyendo a una mejor elección de rentabilidad y riesgo (Molina, Molina & Flores 2022). En lo referente a la información financiera permite al inversionista conocer el riesgo al que se encuentra expuesto al invertir su capital en este tipo de empresas (Molina, 2021; Molina, Morales & Córdova, 2020).

Los gerentes financieros buscan que las empresas creen valor, por lo tanto, la parte financiera debe orientarse a la administración y control de los riesgos no sistemáticos que están expuestos las organizaciones sobre todo a las situaciones que tienen una baja liquidez y que oriente al inversionista a evitar una probable quiebra empresarial (Nava, 2009). Por ello, cobra importancia analizar los posibles escenarios a los que podría enfrentarse una organización, es decir estimar una predicción al quiebre empresarial (Quispe, Ayaviri, 2021).

En este sentido, la información suministrada por el modelo de fragilidad es altamente valiosa al momento de saber cuál es su posición económica-financiera y su trayectoria posicional empresarial (Urdaneta, Borgucci, 2021). La mayor parte de modelos de quiebra empresarial se apoyan en los ratios financieros como instrumentos de asistencia que contribuyen al mejoramiento del desempeño financiero en términos de disponibilidad de liquidez, apalancamiento financiero, actividad y rentabilidad (Molina, 2019). De hecho, un acertado análisis, evaluación y seguimiento, de estos indicadores permite elevar el grado de protección financiera y disminuir el nivel de fragilidad empresarial (Pérez, González & Lopera, 2013).

Entre los modelos de fragilidad empresarial se destaca el modelo de análisis de regresión logística de James Ohlson (1980), cuyo objetivo es evaluar la posibilidad de que una compañía pueda caer en bancarrota, en donde los resultados dependen de algunos ratios financieros. El autor toma una muestra de 2.163 empresas, de las cuales el 95,14% corresponden a 2.058 empresas sanas y el 4,86% restante pertenece a las empresas a 105 empresas en situación de quiebra (Gómez & Ferreiro, 2019). El modelo basado en Ohlson se enfoca en la línea predictiva de probabilidad de quiebra mediante el uso de información financiera-contable; el cual busca centrarse en el análisis financiero, así como en el valor de la empresa. El otro enfoque tiene un corte explicativo la cual se relaciona con la relevancia de las magnitudes contables (Ficco, 2017).

El modelo de Ohlson se construye, según Tascón, Tapia, y Fanjul (2005), sobre tres supuestos básicos que se muestran a continuación:

- La valoración neoclásica por descuento de dividendos esperados.
- El beneficio obtenido basándose en el valor presente y futuro.
- El modelo lineal que delimita el procedimiento estocástico de los datos que son resultados atípicos y que el autor denomina dinámica de la información lineal.

Para el primer modelo de descuento de dividendo se toma el valor del mercado, teniendo en cuenta los recursos propios de la empresa (pT) equivalentes al valor presente de sus dividendos esperados ($E_t(dt)$), descontados a la tasa de interés libre de riesgo acorde a la Ecuación 1.

$$P_t = \sum_{t=1}^n \frac{E_t[d^{0}_{1+t}]}{1+R_f} \quad (1)$$

Podemos comprobar cada unidad monetaria de incremento del dividendo se produce con una disminución igual en el valor contable de los recursos propios como muestra en la Ecuación 2.

$$\frac{\partial B_t}{\partial d_t} = -1 \rightarrow \frac{\partial X_t}{\partial d_t} = 0 \quad (2)$$

Los resultados (xn), se definen como la diferencia, en cada período, entre los resultados contables (xt) y los resultados normales como se muestra en la Ecuación 3.

$$X_t^n = X_t - R_f B_{t-1} \quad (3)$$

Dentro de los modelos financieros es fundamental emitir una ponderación en base a un modelo econométrico que evalúe la situación financiera del negocio (Vargas, 2015). De la misma manera, se debe distinguir varios conceptos como el fracaso empresarial, insolvencia y la bancarrota; el primero hace referencia a la discontinuidad de los emprendimientos en etapas tempranas de desarrollo al no haber cumplido con los objetivos propuestos por la entidad (Dupleix, 2021). Mientras que la insolvencia se refiere a las dificultades financieras que desvía de los objetivos principales de crear valor y maximizar las utilidades (Lastre, 2015). Finalmente, la bancarrota hace referencia a la pérdida financiera, el cual es dado por el valor mínimo de sus activos y la escasez del recursos para cubrir sus obligaciones que perturban directamente al funcionamiento de la entidad y puede llevar a la quiebra empresarial (Romero, Melgarejo & Vera, 2015).

Por todo lo dicho, entre los elementos que contribuyen a la delimitación del éxito y el fracaso empresarial se destaca el tamaño de la inversión, estructura contable, la rentabilidad y el nivel de efectivo (Erazo, 2019). Por otra parte, el modelo de Ohlson fue perfeccionado a partir de otros métodos como el de Altman (1968), a partir de su análisis discriminante multivariante; Weibel (1973) en Altman con pruebas estadísticas de distribución normal y pruebas no paramétricas; Weinrinch (1978) en Altman (1984) mediante análisis factorial, probando este modelo como un instrumento válido para pronosticar el riesgo de insolvencia y presenta un menor error en estimación de la bancarrota (Ibarra, 2009).

El estudio se distribuye en los siguientes apartados: El primero, se expone la introducción y el estado del arte que sustenta este artículo. En el segundo, se detallan los materiales y método aplicado para predecir la quiebra en empresas de comercio al por menor en el país. En el tercer apartado, se desarrollan los resultados del modelo logístico de Ohlson y algunas técnicas estadísticas. Finalmente, en el cuarto apartado se establece la discusión y las conclusiones.

MATERIALES Y MÉTODOS

El alcance de este artículo de investigación es de tipo explicativo-correlacional debido a que busca las posibles causas que ocasionan el éxito y fracaso en las empresas comerciales seleccionadas, profundizando el análisis del fenómeno de estudio y por otra parte medir el grado de correlación de las variables en estudio (Bernal, 2010). Así mismo, mediante la aplicación del modelo de Ohlson se busca determinar las razones por las cuales las empresas tienen una baja, media y alta probabilidad de quebrar o estar en la zona de bancarrota (Ludeña, Tonon, 2021).

Por otro lado, se utiliza el método científico con el propósito de sustentarse en hechos empíricos y en pruebas de razonamiento lógico, para comprobar o corroborar la hipótesis planteada en la investigación (García, 2016). Además, se usa el método histórico cuya técnica se apoya en la experiencia pasada, cuyo carácter es longitudinal analizando los períodos de tiempo 2015 -2019 (Rodríguez & Priani 2021; Molina et al., 2023).

Los informes financieros de las compañías analizadas, se obtienen del directorio del ente rector societario del Ecuador, estos datos de fuentes de información secundaria son utilizados para calcular los ratios financieros (variables explicativas), que utiliza el modelo de Ohlson (Caballero, 2014). El número de empresas analizadas es 162, además, las organizaciones seleccionadas para el caso de estudio corresponden a la Clasificación Industrial Internacional Uniforme - CIIU, G47 cuya actividad económica es el comercio minorista como: los farmacéuticos G4772.01, naturistas G4772.02, ortopédicos G4772.03, veterinarios G4772.04, y cosméticos de uso personal G4772.05 (Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros, 2022).

Para la estimación del modelo de regresión logística de Ohlson relaciona la variable dependiente cualitativa de tipo dicotómica asignando los valores de "0" a las empresas cuya situación legal es activa y el valor de "1" a las compañías que estén en proceso de cierre, liquidación o cancelación (Gómez, Cogollo & Severiche, 2020). Según la información presentada por la Superintendencias de Compañías, Valores y Seguros, existen 3 empresas que están en proceso de disolución y liquidación en el registro mercantil y 159 empresas activas. Por su parte, Ohlson (1980) menciona que existen cuatro factores que condicionan una probabilidad de

quiebra: el primero hace referencia al tamaño de la empresa, el segundo analiza la situación financiera de las organizaciones, el tercer factor revisa la estructura de la inversión de la empresa utilizada y el cuarto factor evalúa la disponibilidad de liquidez (Gómez & Leyva, 2019).

En la Ecuación 4 se describe las variables usadas por este modelo:

$$P(q) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \beta_7 X_7 + \beta_8 X_8 + \beta_9 X_9)}} \quad (4)$$

Donde:

$P(q)$ = Probabilidad de quiebra

β_j = Estimador

e = Exponencial

X = Variable explicativa

X_1 = Tamaño de la empresa

X_2 = El índice de endeudamiento

X_3 = Capital de trabajo

X_4 = Índice de liquidez

X_5 = Dummy: índice de endeudamiento

X_6 = Rentabilidad sobre activos totales

X_7 = Índice de rentabilidad

X_8 = Dummy: Utilidad

X_9 = Crecimiento de ingresos

Las fórmulas para calcular las variables explicativas del modelo de Ohlson por cada indicador se muestran a continuación en las Ecuaciones 5 a 13.

$$X_1 = \text{Log} \left(\frac{\text{Activos totales}}{\% \text{ Inflación}} \right) \quad (5)$$

$$X_2 = \frac{\text{Pasivos totales}}{\text{Activos total}} \quad (6)$$

$$X_3 = \frac{\text{Activo corriente} - \text{Pasivo corriente}}{\text{Activos total}} \quad (7)$$

$$X_4 = \frac{\text{Activo corriente}}{\text{Pasivo corriente}} \quad (8)$$

$$X_5 = \text{Activo} > \text{Pasivo?} = 1 \quad (9)$$

$$X_6 = \frac{\text{Utilidad antes de impuestos e intereses}}{\text{Activos totales}} \quad (10)$$

$$X_7 = \frac{\text{Utilidad operativa}}{\text{Pasivos totales}} \quad (11)$$

$$X_8 = \text{Utilidades negativas 2 años seguidos} = 1 \quad (12)$$

$$X_9 = \frac{\text{Ingreso neto}_{(t)} - \text{Ingreso neto}_{(t-1)}}{\text{Ingreso neto}_{(t)} + \text{Ingreso neto}_{(t-1)}} \quad (13)$$

ANÁLISIS DE RESULTADOS

En cuanto a la construcción de los indicadores financieros como variables explicativas del modelo de Ohlson se destacan las siguientes apreciaciones: la mayor parte de empresas comerciales tiene un tamaño pequeño, seguido de las microempresas, luego las compañías medianas y en un menor porcentaje las organizaciones grandes. Los resultados del primer índice

X₁ tamaño reflejan una concentración en el rango 6,03 a 8,67, reflejando una predominancia en el número de empresas pequeñas y microempresas. Por su parte, la mayor parte de empresas prefiere trabajar con recursos propios y un menor porcentaje con recursos ajenos. Cuando el capital propio es mayor que el capital ajeno las empresas son más sólidas financieramente y estas pueden cubrir sus deudas u obligaciones con el valor de la inversión.

En referencia al capital de trabajo, se establece que la mayor parte de empresas en el país presentan un resultado positivo, mientras que existe un menor porcentaje de empresas con un indicador negativo. La mayor parte de empresas de comercio posee la capacidad financiera para resguardar sus obligaciones con terceros por cada dólar de deuda, se evidencia la existencia de algunas empresas cuyos pasivos corrientes son poco significativos en comparación al total de los activos corrientes, ocasionando una fuerte dispersión en el cálculo de este indicador. Asimismo, para los años de estudio (2015-2019) existen empresas cuyos pasivos son mayores al valor de los activos, por lo tanto, tienen problemas de apalancamiento y su situación financiera no es la adecuada es decir sus deudas son mayores a los recursos propios.

En el caso del índice de rentabilidad, las empresas muestran un rédito moderado y una posición económica fuerte lo que indica que las empresas están generando beneficios superiores de su costo de oportunidad, de tal modo que estas pueden maximizar sus niveles de eficiencia operativa. Así también, se observa que son muy pocas las empresas que han tenido utilidades negativas durante dos períodos consecutivos.

Finalmente, el análisis del nivel de ingresos de las empresas en dos períodos consecutivos presenta una aglomeración de los datos en los valores negativos, es decir existe una disminución en las ventas y esto puede darse debido a una contracción en la economía, lo que ocasiona a su vez un decrecimiento del poder adquisitivo de las personas. Antes de realizar la estimación del modelo de Ohlson mediante una regresión logística resulta oportuno revisar si las variables analizadas presentan problemas de multicolinealidad, para el presente análisis se utiliza el año más reciente, que esta descrito en la Tabla 1.

Tabla 1.

Correlación de Rho de Spearman

		Y	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉
Y	Situación legal	1									
X ₁	Tamaño	-,13	1								
X ₂	Índice de endeudamiento	,27**	,15*	1							
X ₃	Capital de trabajo	-,18*	-,08	-,74**	1						
X ₄	Índice de liquidez	-,06	-,13	-,33**	,37**	1					
X ₅	Dummy: Índice de endeudamiento	-,26**	,00	-,59**	,51**	,13	1				
X ₆	Rentabilidad sobre activos	-,09	,10	-,12	,11	-,02	,12	1			
X ₇	Índice de rentabilidad	-,06	-,08	-,36**	,28**	,63**	,12	,41**	1		
X ₈	Dummy: Utilidad	,32**	-,34**	-,00	-,14	-,08	-,21**	-,25**	-,17*	1	
X ₉	Crecimiento de ingresos	-,24**	,20**	,06	,04	-,06	-,01	,21**	,11	-,20*	1

Nota. Los datos muestran la Correlación de Rho de Spearman. Fuente: Superintendencias de Compañías, Valores y Seguros (2023)

Se evidencia que, la mayor parte de variables explicativas que el índice de correlación rho de Spearman es bajo a excepción de algunas variables como la variable dummy: índice de endeudamiento (X₅) - Capital de trabajo (X₃) con 0,51 y el índice de liquidez (X₄) - Dummy: Utilidad (X₇) con 0,63 que reflejan una relación moderada con signo positivo es decir su similitud es directamente proporcional. Por otro lado, las correlaciones con signo negativo están las variables del índice de endeudamiento (X₂) – Capital de trabajo (X₃) con (-0,74) y las variables del índice de endeudamiento (X₂) - índice de endeudamiento (X₅) con (-0,59) lo que indica una relación indirectamente proporcional. De lo anterior, se deriva que las variables explicativas no muestran una correlación alta por consiguiente no existe el problema de multicolinealidad en el modelo logit propuesto. En este sentido, se procede con la revisión de los modelos de regresión logística de los años 2016 al 2019 y se selecciona el Modelo -logit- del año 2016. En la Tabla 2, se describe modelo de regresión logística utilizado en el año 2016.

Tabla 2.

Modelo de regresión logística binaria de quiebra del año 2016

Modelo 1: Logit, utilizando 162 observaciones

Variable dependiente: Y

Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	Coefficiente	Desv. Típica	z	valor p
const	-6,18	7,40	-0,84	
X ₁	0,53	0,84	0,64	0,00
X ₂	1,73	4,96	0,35	0,00
X ₃	2,17	3,57	0,61	0,00
X ₄	0,05	0,08	0,56	0,00
X ₅	-2,93	2,67	-1,10	0,00
X ₆	-43.929,90	36.454.200,00	0,00	0,00
X ₇	320,30	502390,00	0,00	0,00
X ₈	-6,22	12,83	-0,48	0,00
X ₉	-1,85	3,00	-0,62	0,00
Media de la vble. dep.	0,02		D.T. de la vble. dep.	0,14
R-cuadrado de McFadden	0,62		R-cuadrado corregido	-0,05
Log-verosimilitud	-5,63		Criterio de Akaike	31,26
Criterio de Schwarz	62,14		Crit. de Hannan-Quinn	43,80

Nota. Los datos muestran el Modelo de regresión logística propuesto en la investigación para el año 2016. Fuente: Elaboración propia

Se muestra que las variables explicativas de cada indicador utilizado por el modelo de predicción muestran una incidencia estadísticamente significativa sobre su probabilidad. Las variables del índice X₅, X₆, X₈ y X₉, presentan una relación negativa. Las consecuencias negativas de los indicadores de la variable dummy del índice de endeudamiento (X₅), rentabilidad sobre activos (X₆), dummy: Utilidad (X₈) y el crecimiento de ingresos (X₉), reflejan una menor actividad en las operaciones económicas de las empresas lo que genera menores niveles de efectivo, mientras que en el caso del indicador financiero de endeudamiento se observa una menor capacidad para cubrir las deudas con terceros. A continuación, en la Tabla 3 se muestra los efectos marginales.

Tabla 3.

Efectos marginales año 2016

Average marginal effects

Model VCE : OIM

Expression : Pr(Y), predict()

dy/dx w.r.t. : X₁ X₂ X₃ X₄ X₅ X₆ X₇ X₈ X₉

Delta-method

	dy/dx	Std. Err.	z	P>z	[95% Conf.]	Interval]
X ₁	0,02	0,03	0,64	0,52	-0,05	0,09
X ₂	0,07	0,21	0,34	0,73	-0,34	0,48
X ₃	0,09	0,15	0,60	0,55	-0,21	0,39
X ₄	0,00	0,00	0,55	0,58	0,00	0,01
X ₅	-0,12	0,11	-1,10	0,27	-0,34	0,10
X ₆	0,00	(omitted)				
X ₇	0,00	(omitted)				
X ₈	-0,26	0,55	-0,48	0,63	-1,33	0,81
X ₉ -	0,08	0,13	-0,61	0,54	-0,33	0,17

Nota. Los datos muestran los efectos marginales. Fuente: Elaboración propia

La variable con más impacto en la probabilidad de quiebra es el fondo de maniobra -X₃- con un 9%. La probabilidad de quiebre disminuye -12% debido a que los pasivos de las empresas son mayores que su activo. Asimismo, existe una disminución en la probabilidad de -25% debido a la rentabilidad de las instituciones financieras. Finalmente, la probabilidad de quiebre no presenta una alteración ante a variable X₆ y X₇.

Los resultados positivos de los índices X₁, X₂, X₃, X₆, X₇, y X₈, muestran una relación positiva, estableciendo que mientras mayor sea la liquidez, su tamaño y rentabilidad las empresas disminuyen su probabilidad de quiebra. El modelo de Ohlson presenta un nivel explicativo alto por cada índice financiero utilizado, observándose que la técnica de predicción es bastante confiable. Para abordar el sesgo y mejorar la capacidad del modelo para predecir correctamente tanto las empresas que cerrarán como las que no, se incluye las variables explicativas (X) que permiten la predicción del cierre de empresas. Es importante tener en cuenta que la construcción de modelos de predicción es un proceso iterativo y continuo, en el cual se busca mejorar su desempeño y reducir sesgos. Al trabajar en la mejora de este modelo, se tomó en consideración los enfoques del modelo Ohlson y técnicas estadísticas que permiten una mayor precisión en la predicción de las empresas X que cerrarán, lo cual es fundamental para tomar decisiones

informadas y estratégicas en el ámbito empresarial. En esta investigación se corrobora que el modelo de quiebra empresarial de Ohlson es efectivo para predecir las empresas que están en zona de bancarrota. En la Tabla 4 se indica la regla de decisión usada para el año 2016.

Tabla 4.

Regla de decisión del Modelo del año 2016

Criterios	Valores
*Evaluado en la media	
Número de casos 'correctamente predichos'	160 (98,80%)
F (beta'x) en la media de las variables independientes	0,13
Contraste de razón de verosimilitudes: Chi-cuadrado(9)	18,61 [0,02]

Nota. Los datos muestran la regla de decisión del modelo propuesto. Fuente: Elaboración propia

En el caso de estudio se observa durante el año 2019 un total de 161 casos predichos correctamente equivalentes al 99,4%. En consecuencia, se establece que la posibilidad de quiebra de las organizaciones se explica en un 99,4% durante el año analizado. Por otro lado, está el año 2015 con 99,4% que representa un total de 161 casos predichos. Mientras que para los años 2016 y 2017 muestra un total de 160 casos equivalentes al 98,80% y finalmente, para los años 2018 y 2019 tiene una predicción de 159 casos equivalentes al 98,10%.

La prueba aplicada de Hosmer-Lemeshow, muestra una significancia de 1 lo que indica que el modelo es mayor a la significancia de 0,05 para decir que el modelo empleado es confiable, comparando la probabilidad observada con la esperada. Para contrastar los resultados se revisa el valor de Chi-Cuadrado (χ^2) del modelo logit del año 2019 que es 29,87 con 9 grados de libertad que es mayor a 16,91 de la tabla de distribución del estadístico en donde se acepta la hipótesis planteada.

Con respecto a la posibilidad de quiebra la mayor parte de compañías del sector comercial al por menor, se aglomeran en una baja probabilidad de bancarrota y son muy pocas las empresas que poseen problemas de riesgo de insolvencia. Así mismo, este sector es caracterizado porque posee una sólida posición económica-financiera y una alta rotación de productos, lo que permite que se atraiga inversión extranjera sana y todos los beneficios que se genera en esta. Para el año 2019, el 91,40% de las compañías objeto de estudio muestran una probabilidad menor al 55,00% de fragilidad empresarial, en donde, se elige este punto de corte debido a que la mayor parte de las empresas objeto de estudio se concentra por debajo de este porcentaje. Mientras

que el 8,60% restante muestra una mayor probabilidad de quiebra. En este estudio se comprueba que las tres compañías cuya situación legal es la liquidación y cancelación son las que mayor probabilidad de riesgo de insolvencia tienen.

DISCUSIÓN

Los resultados de la aplicación del Modelo Z_2 de Altman muestran una correlación positiva, el cual es aplicado en las empresas Inmobiliarias de la provincia de Pichincha, determinándose que el 88% se encuentra en una zona segura y un 12% presenta un estrés financiero la efectividad del modelo supera el 78% en siete de las nueve empresas evaluadas (Molina et al., 2022). Por otra parte, se corrobora en la investigación que los problemas de insolvencia se dan por factores relacionados con: la liquidez empresarial, endeudamiento, rentabilidad, carencia de reinversión de capital, pérdidas dentro del ejercicio económico.

Otro trabajo sobre redes neuronales y evaluación del riesgo de crédito utiliza una neurona artificial simple, el cual clasificó los buenos como buenos y los malos como malos con un porcentaje de aciertos del 43.22%. Luego utilizó un perceptrón de dos capas con un porcentaje de aciertos del 94.19% y por último, se trabajó con una red neuronal probabilística, siendo esta última la más adecuada para resolver el problema de clasificación, ya que arrojó el más alto porcentaje de aciertos (Pérez y Fernández, 2007). Concatenando con el estudio del modelo Ohlson podríamos mencionar que ambos modelos tienen una gran cantidad de aciertos en cuanto a la predicción que permite minimizar el riesgo esperado.

Mediante el uso del modelo Machine Learning se introdujo el conjunto de datos en el programa Gretl para la obtención de los principales estadísticos de las variables explicativas, así como la matriz de correlación para observar posibles problemas de multicolinealidad entre ellas, determinándose que los valores más altos alcanzan hasta un 70% de correlación son la edad y el vencimiento del préstamo (Grau, 2020). Por otra parte, en el estudio de Ohlson se puede apreciar que las variables en estudio poseen un alto grado de relación o correlación de las variables.

El trabajo investigativo corrobora que la información financiera histórica suministrada por los informes financieros de las compañías del sector comercial al por menor es útil para pronosticar la insolvencia. (Ohlson, 1980). Por otro lado, el modelo propuesto aplicado a 162 empresas muestra un porcentaje significativo mayor al 90% de casos predichos correctamente lo que demuestra que mientras más alto sea el número de la muestra mayor será su exactitud (Tonon, Orellana, Pinos & Ramos, 2022).

Asimismo, existen diversos trabajos basados en el modelo Ohlson orientados a contrastar la probabilidad de quiebra empresarial en diversos fragmentos económicos como: el sector empresarial y cooperativo, el mismo que permiten conocer la solidez eliminando el sesgo derivado del beneficio contable unida la variable teórica original con error. Entre los estudios se especifica la investigación de Gutiérrez (2019) que aplica modelos de pronóstico en las pequeñas y medianas empresas de Colombia; Heba & Chlebus, (2020) al pronosticar el impacto de la quiebra de empresas polacas; Elviani, Zenni & Puspa (2020) desarrollaron modelos predictivos de empresas comerciales en Indonesia.

Otro estudio aplicado a varias empresas muestra que los factores determinantes para situarse en una zona de bancarrota son: el tamaño, liquidez y rentabilidad (Shumway, 2001). En definitiva, los estudios antes expuestos muestran que el modelo desarrollado por James Ohlson es demandado por su gran poder predictivo y confiabilidad.

Por otro lado, este modelo de predicción de quiebra al igual que Springate (1978) y Altman (1968) utilizan los ratios de liquidez y rentabilidad como elementos esenciales para cuantificar el riesgo de insolvencia. Con respecto al método de predicción de quiebra de Ohlson de regresión logística binaria se evidencia que corrige los problemas de multicolinealidad o alta correlación presentados en los otros modelos de fracaso empresarial de análisis discriminante múltiple (Tascón, Tapia & Fanjul, 2005). En efecto, desde la perspectiva de los autores, este estudio suministra ciertas pautas concernientes al fracaso y éxito empresarial, basados en procedimientos econométricos y estadísticos, que ayudan a generar una mayor analogía en el análisis de datos.

CONCLUSIONES

A continuación, se muestran las conclusiones de la presente investigación:

Las variables explicativas del modelo de Ohlson proporcionan la suficiente información para el cálculo de la probabilidad de bancarrota, se evidencia que existe una mayor propensión al riesgo de insolvencia por parte de las compañías cuyos ingresos son menores a 100.000,00 dólares, además se muestra un crecimiento en el capital por parte de las empresas analizadas. Asimismo, en algunas empresas se observan signos de holgura financiera en su liquidez, lo que les proporciona puntos extras que permite disminuir su probabilidad de quiebra.

Por su parte, entre los factores que condicionan el éxito empresarial y una baja probabilidad de quiebra en las organizaciones analizadas son: las empresas medianas y grandes tienen una menor probabilidad de fracasar, algunas organizaciones tienen un bajo nivel de endeudamiento,

se evidencia un capital de trabajo positivo, las compañías poseen altos niveles de liquidez lo que genera menores posibilidades de entrar a la zona de bancarrota -es decir, poseen una posición financiera positiva-. Asimismo, se muestra empresas cuyo valor de los activos es mayor que el valor de los pasivos, poseen una posición económica fuerte rentabilidad, los beneficios económicos son positivos durante dos años y existe un incremento en el nivel de ingresos.

Mientras que entre los factores que condicionan el fracaso empresarial están: las microempresas y pequeñas empresas con una alta probabilidad de quebrar, altos niveles de endeudamiento, un capital de trabajo negativo, una posición financiera negativa -es decir, bajos niveles de liquidez-, los pasivos son mayores que los activos, una posición económica débil es decir baja rentabilidad, pérdidas en ellos ejercicios económicos y decremento del nivel de ingresos.

Se comprueba la hipótesis de la investigación, esto es, el modelo de regresión logística binaria de Ohlson predice la bancarrota en las compañías de comercio minoristas en Ecuador, por cuanto este modelo econométrico permite explicar el comportamiento del riesgo de insolvencia del sector objeto de estudio y también constituye una guía para invertir o no en determinados sectores económicos. Además, en las empresas analizadas se pudo constatar que son muy pocas las organizaciones que están expuestas al riesgo de quiebra, liquidación o cancelación, esto avizora un panorama de crecimiento económico-financiero para el sector analizado.

Dentro de las limitaciones del modelo de Ohlson se detalla que este modelo no toma en cuenta al capital intangible, en particular al capital intelectual, su eficiencia depende de un alto número de datos contables, financieros, es decir, que a un mayor número de muestra menor va a ser el error, se aplica más en economías de primer mundo y en menor frecuencia a países desarrollados, con limitada información externa de las empresas.

Es necesario la aplicación de nuevos modelos de predicción de quiebra entre ellos los de redes neuronales junto con el machine learning que poseen un alto grado de predictividad y son utilizados en diferentes ámbitos empresariales. Finalmente, para futuras investigaciones se recomienda contrastar los resultados obtenidos en el modelo de predicción de quiebra de Ohlson con otros modelos de predicción como el de Altman y Beaver.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. (1984). The success of business failure prediction models. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), 171-198.
- Álvarez, A., & Campa, F. (2020). La predicción del fracaso empresarial en el sector hotelero. *Cuadernos de Turismo*, 45, 33-59.
- Bedoya, E., Vargas, L., Severiche, C., & Meza, M. (2019). *Información Tecnológica*, 30(2).
- Bernal, C. (2010). *Metodología de la investigación (Tercera)*. Pearson.
- Caballero, A. (2014). *Metodología integral innovadora para planes y tesis: La metodología del cómo formularios (Primera)*. Cengage Learning.
- Dupleix, M. (2021). La teoría efectual y el fracaso empresarial. *Revista Innovar Journal*, 31(81), 139-153.
- Díaz, H., Sosa, M., & Ortiz, E. (2018). Inclusión financiera y ahorro en México: un análisis logístico binario y redes neuronales artificiales. 8(1), 53-84. Obtenido de <http://bitly.ws/KEAo>
- Elviani, R., Zenni, F., & Puspa. (2020). The Accuracy of the Altman, Ohlson, Springate and Zmiejewski Models in Bankruptcy Predicting Trade Sector Companies in Indonesia. *Budapest International Research and Critics Institute-Journal*, 3(1), 334-347.
- Erazo, G. (2019). Desarrollo de un modelo de predicción de riesgo de quiebra empresarial para el sector comercial del ecuador: Un enfoque de regresión logística [Universidad Autónoma de Nuevo León].
- Fierro, A. (2020). Predicción de Series Temporales con Redes Neuronales. Universidad Nacional de la Plata. Obtenido de <http://bitly.ws/KEzk>
- Ficco, C. (2017). Adaptación del Modelo de Ohlson (1995) para el estudio de la relevancia valorativa de los activos intangibles y del capital intelectual. *Actualidad Contable FACES*, 36, 59-95.
- García, J. (2016). *Metodología de la investigación para administradores (Primera)*. Ediciones de la U.
- Gómez, E., Cogollo, Z., & Severiche, C. (2020). Modelo Logit para la asociación de las condiciones económicas, sociodemográficas, psicosociales y de salud en recicladores de residuos sólidos urbanos. *Aglala Revista virtual*, 11(1), 337-347.
- Gómez, Leyva, S., Grisell. (2019). Utilidad de los modelos de predicción de fracaso y su aplicabilidad en las cooperativas. *Cofin Habana*, 13.

- Gómez, S., & Ferreiro, G. (2019). Utilidad de los modelos de predicción de fracaso y su aplicabilidad en las cooperativas. *Cofin Habana*, 13(1), 1-13.
- Gutiérrez, Y. (2019). Modelos de elección binaria aplicados al pronóstico del fracaso empresarial para las Pymes en Colombia [Universidad Nacional de Colombia].
- Grau, J. (2020). Machine Learning y riesgo de crédito. Universidad Pontificia Comillas. Obtenido de <http://bitly.ws/KEzw>
- Ibarra, A. (2009). Desarrollo del Análisis Factorial Multivariable Aplicado al Análisis Financiero Actual (Primera). Contaduría Pública.
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. (2021). Encuesta estructura empresarial. <https://bit.ly/422CwOZ>
- Iturrealde, C. (2019). Los paradigmas del desarrollo y su evolución: Del enfoque económico al multidisciplinario. *Retos: Revista de Ciencias de la Administración y Economía*, 9(17), 8-22.
- Lastre, M. (2015). Predicción de insolvencia, confiabilidad y calidad de los sistemas organizaciones. *Ciencias Holguín*, 21(4), 1-14.
- Ludeña, Tonon, M., Luis. (2021). Calculando el riesgo de insolvencia, de los métodos tradicionales a las redes neuronales artificiales. Una revisión de literatura. *INNOVA Research Journal*, 6(3), 270-287.
- Manrique, E. (2020). Machine Learning: análisis de lenguajes de programación y herramientas para desarrollo. *Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação* (28), 586-599. Obtenido de <http://bitly.ws/KEzM>
- Molina, P. (2019). La valoración de empresas como oportunidad de adquisición empresarial en el sector florícola de la provincia de Cotopaxi. [Universidad Técnica de Ambato].
- Molina, P., Molina, D., & Flores, C. (2022). Modelo de predicción de quiebra Z2 de Altman de análisis multivariable en empresas del sector inmobiliario de la provincia de Pichincha. *Revista Científica Ecociencia*, 9, 53-76.
- Molina, P., Morán, E., Molina, D., & Caiza, E. (2023). Ineficiencia del mercado de valores de Ecuador a través del modelo de valoración de activos de capital (CAPM). *Revista de Investigación Sigma*, 10(02), 82-105. <https://doi.org/https://doi.org/10.24133/ris.v10i02.3127>
- Monterrey, J., & Sánchez, A. (2017). Una evaluación empírica de los métodos de predicción de la rentabilidad y su relación con las características corporativas. *Revista de Contabilidad*, 20, 95-106.
-

- Nava, M. (2009). Análisis financiero: Una herramienta clave para una gestión financiera eficiente. *Revista venezolana de Gerencia*, 14(48), 1-13.
- Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Pérez, J., González, K., & Lopera, M. (2013). Modelos de predicción de la fragilidad empresarial: Aplicación al caso colombiano para el año 2011. *Perfil de Coyuntura Económica*, 221, 205-228.
- Pérez, F., & Fernández, H. (2007). Las redes neuronales y la evaluación del riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 6(10), 77-91. Obtenido de <http://bitly.ws/KEzX>
- Quispe, Ayaviri, G., Dante. (2021). Carga y presión tributaria. Un estudio del efecto en la liquidez, rentabilidad e inversión de los contribuyentes en Ecuador. *Retos: Revista de Ciencias de la Administración y Economía*, 252-270.
- Rodríguez, T., & Priani, E. (2021). ¿Metodología o metodologías para la Historia de la Filosofía? (Primera). Bonilla Artigas Editores.
- Romero, F., Melgarejo, Z., & Vera, M. (2015). Fracaso empresarial de las pequeñas y medianas empresas (pymes) en Colombia. *Suma de Negocios*, 6(13), 29-41.
- Shumway, T. (2001). Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. *The University of Chicago Press Journal*, 1(74), 101-124.
- Springate, G. (1978). Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm: A Discriminant Analysis. *The Journal of Finance*, 164.
- Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros. (2022). Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros. Portal de información de Compañías. <https://bit.ly/3Yzlxko>
- Tascón, M., Tapia, B., & Fanjul, J. (2005). Los modelos de valoración de Ohlson—Feltham: Diez años de interpretación y contraste empírico. *Contaduría Universidad de Antioquia*, 47, 127-160.
- Urdaneta, Borgucci, A., Emmanuel. (2021). Crecimiento económico y la teoría de la eficiencia dinámica. *Retos: Revista de Ciencias de la Administración y Economía*, 21, 94-116.
- Vargas, J. (2015). Modelos de Beaver, Ohlson y Altman: ¿Son realmente capaces de predecir la bancarrota en el sector empresarial costarricense? *Tec Empresarial*, 8(3), 29-40.
- Villadangos, Á. (2021). Diseño de un altcoin vinculado al USD basado en Deep Reinforcement Learning (IA). Universidad Pontificia de Comillas. Obtenido de <http://bitly.ws/KEAe>
-