

## Lineamientos de análisis para la predicción de quiebra en las empresas manufactureras del Ecuador

Karen Lorena Paredes Benavides

[kparedesb@outlook.com](mailto:kparedesb@outlook.com)

<https://orcid.org/0009-0003-5548-4364>

Universidad Politécnica Salesiana. Ecuador

### RESUMEN

En la presente investigación se realiza un análisis del fracaso de las empresas en el sector manufacturero del Ecuador desde el año 2015 al 2019 por medio de un modelo desarrollado y aplicado en las empresas del sector comercial en el año 2019. Para lo cual, se analizaron los principales modelos de predicción del fracaso empresarial aplicados anteriormente basándose en diferentes variables cuyos resultados respaldan esta investigación. Debido a lo expuesto, se analizó la base de datos de las industrias del sector manufacturero mediante la utilización del software SPSS con el fin de conocer si el modelo es aplicable. Seguidamente, se da conocer las principales razones financieras y su porcentaje de significancia, así como, el porcentaje de acertabilidad del modelo en los diferentes años. A través del análisis documental, se ha llegado a la conclusión de que el modelo que se adjudicó en el año 2019 es viable, ya que, presentó mejores resultados en comparación con las empresas comerciales.

*Palabras clave:* fracaso empresarial; manufacturero; significancia; acertabilidad; modelo; razones financieras.

Correspondencia: [kparedesb@outlook.com](mailto:kparedesb@outlook.com)

Artículo recibido 15 enero 2023 Aceptado para publicación: 05 febrero 2023

Conflictos de Interés: Ninguna que declarar

Todo el contenido de **Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar**, publicados en este sitio están disponibles bajo

Licencia [Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) 

Cómo citar: Paredes Benavides, K. L. (2023). Lineamientos de análisis para la predicción de quiebra en las empresas manufactureras del Ecuador. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 7(1), 10371-10395. [https://doi.org/10.37811/cl\\_rcm.v7i1.5220](https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v7i1.5220)

## Analysis guidelines for bankruptcy prediction in manufacturing companies in Ecuador

### ABSTRACT

This research carries out an analysis of the failure of companies in the manufacturing sector of Ecuador from 2015 to 2019 through a model developed and applied in companies of the commercial sector in 2019. To this end, the principal models of predicting business failure, previously applied based on different variables whose results support this research, were analyzed. Due to the above, the database of the manufacturing sector industries was analyzed using the SPSS software in order to determine whether the model is applicable. Next, the main financial reasons and their percentage of significance are disclosed, as well as the percentage of accuracy of the model in the different years. Through documentary analysis, it has been concluded that the model that was awarded in 2019 is viable, since it presented better results compared to commercial companies.

**Keywords:** *business failure; manufacturing; significance; accuracy; model; financial; reasons.*

## INTRODUCCIÓN

A finales de los años noventa Ecuador vivió una crisis financiera que viene atada a una crisis fiscal, generalmente se señala que viene dada por motivos internos y externos como son el desequilibrio político, guerra con Perú, crisis internacionales, detención de las líneas de crédito, fenómeno del niño (Espinoza R, 2000), uno de los peores escenarios de amenaza económica en el corto plazo es una potencial iliquidez que viene agravada por la dolarización que se da desde el 2000 (Acosta, 2009), sin embargo, bajo este régimen la tasa de inflación se redujo, los precios de riesgo bajaron, los depósitos y el crédito privado se fueron recuperando paulatinamente (Ontaneda, 2017).

Las empresas pequeñas y medianas han quedado como las más vulnerables ante los choques económicos debido a la falta de experiencia y negligencia, quedando al descubierto la debilidad de la capacidad de gestión (Isaac y Dávila, 2012). Este tipo de empresas son las más vulnerables para las crisis prolongadas ya que tienen el acceso restringido para el financiamiento, reservas para afrontar una recesión y por último no cuentan con inversiones y recursos para crecer en el mediano y largo plazo (Jaramillo y Isaac, 2012). Realizando una breve síntesis de los diferentes autores que plantean modelos que permiten dar a conocer el fracaso empresarial podemos citar los trabajos realizados por Beaver en 1966 en el cual aplica su modelo utilizando una variable (Pérez, Lopera y Vásquez, 2017).

Siguiendo en la cronología se tiene que en el año de 1968 Altman utilizó un modelo multivariado, quien utilizó ratios contables para estimar el riesgo de fracaso (Girón, Villanueva y Armas, 2017), por otro lado, en 1988 Ohlson aplicó tres ecuaciones por medio de regresiones logísticas de igual forma utilizando ratios financieros (Lomas, 2019). Los modelos mencionados constituyen la base para el desarrollo de más modelos, utilizando la aplicación de razones financieras como variables predictoras del fracaso empresarial. En resumidas cuentas, el objeto de la investigación es analizar la fragilidad financiera de las empresas a través de la aplicación de modelos predictivos en las empresas manufactureras del Ecuador.

Esto es, con el fin de generar conocimientos nuevos sobre aspectos económicos, ayudar al empresario pyme a que tenga una visión de un esquema sólido y al gobierno con apoyo de políticas o leyes para las pymes (Jaramillo & Isaac, 2015). Las empresas dentro del ámbito financiero - comercial en el día a día se ven involucradas en situaciones que

con llevan riesgos ya sea por factores internos o externos, convirtiéndose en una inseguridad sobre el nivel de ejecución de los objetivos, reputación, misión y visión, por tal razón, se hace necesaria esta investigación, con el fin de dar a conocer si la aplicabilidad de un modelo permite demostrar las razones que originan la fragilidad de las empresas del sector manufacturero ante las situaciones de incertidumbre. Este trabajo de investigación está estructurado en tres secciones, en la primera se presenta una revisión literaria y bibliográfica, en la sección segunda se muestran los materiales y métodos y por último se presenta los resultados y conclusiones.

Las empresas atraviesan distintas etapas de desarrollo las cuales hacen frente a diversos desajustes entre estas y el entorno, las que conllevan a encontrarse en situaciones turbulentas que pueden ser: inestabilidad social, política o un comportamiento de crisis. En el país el estado de quiebra está asociado entre otros factores a la reducción de ventas, alta competencia, endeudamiento excesivo, elevadas tasas de interés, malos manejos administrativos, mismos que si se presentan en una empresa de manera frecuente podrían conllevar a que se encuentre en una situación de insolvencia, la que comienza desde el anuncio de disolución de la empresa hasta que es declarada en quiebra, lo cual indica el final de sus actividades.

El fracaso empresarial (variable dependiente) tiene varios conceptos y cada uno enfocado de manera diferente de acuerdo a las dificultades que puede atravesar una empresa en crisis, es por esta razón que no existe un concepto claro empleado por cada uno de los investigadores, de ahí que se puede indicar que va a depender de los datos disponibles y de la naturaleza del estudio (Manzaneque, Banegas y García, 2010). Por lo expuesto se distingue tres conceptos diferentes de fracaso: El fracaso jurídico según Rodríguez, Maté y López (2016) es: “aquellas empresas que tengan una declaración formal de quiebra conforme a la legislación de cada país”. En el año de 1966 Beaver expone que el fracaso económico es la insuficiencia de la empresa para enfrentar sus obligaciones al vencimiento (Scherger, Terceño y Vigier, 2018).

El fracaso financiero según Ortiz (2016) es: “el momento en que se detecta el incumplimiento de los objetivos financieros y estratégicos marcados por la gerencia los que posibilitan el riesgo de quiebra”. De igual manera Erazo (2019) define al fracaso empresarial como; cuando se presenta problemas para cubrir las obligaciones, lo que implica la limitación en su operación y por lo tanto el incumplimiento de sus objetivos.

Así mismo, para Contreras (2016) la primera etapa en el fracaso empresarial es la insolvencia esto es cuando no se tiene liquidez para cumplir con las deudas vencidas, al no lograr superar este estado los pasivos suelen ser mayores a los activos dando como resultado un capital negativo, lo que implica que, la empresa entra en un estado de insolvencia definitivo.

En el mismo sentido, se considera que una empresa está en quiebra cuando los dueños toman la decisión de apartarse del mercado es decir el cierre físico del negocio (Navarrete y Sansores, 2011). De los conceptos mencionados se puede concluir que se identifica al fracaso empresarial como la incapacidad de la empresa para enfrentar sus deudas, jurídicamente tienen una declaración formal de quiebra lo cual hace que sea legal según la legislación de cada país.

Los modelos de predicción son instrumentos matemáticos (Calderón, 2016) que mediante el análisis estadístico y tomando como base las investigaciones de las razones financieras llegan a determinar si una empresa está sana o fracasada (Gómez y Leyva, 2019). Según Dietrich (1984) los modelos de predicción tienen dos objetivos principales: “establecer relaciones estadísticas entre los resultados de los índices financieros y la solvencia o insolvencia de la empresa, reflejando en un solo parámetro su nivel de riesgo; prever el fracaso empresarial y, por tanto, asistir a los usuarios en la toma de decisiones”. Seguidamente, se da a conocer los modelos de fracaso empresarial en los cuales se han empleado razones financieras:

El modelo discriminante simple en donde se analizó la predicción del fracaso empresarial utilizando como base ratios financieros de los cuales sobresalen los siguientes: flujos de caja/activos totales, ingreso neto/activos totales, deuda total/activos totales, capital de trabajo/activos totales, razón corriente e intervalos de no crédito (Boger, Figueroa y Vecchiola, 2009). Es así, como el modelo discriminante dio inicio a estudios empíricos en los que dividieron los ratios frente a métodos estadísticos con el objetivo de definir la solvencia y la liquidez de las empresas como predictores de quiebra, Beaver aclaró que el objetivo de su estudio era la de sugerir una metodología para la evaluación de datos contables (Ibarra, 2006).

Así mismo, el modelo Z-Altman es un modelo econométrico construido desde el análisis de discriminación múltiple con la utilización de razones financieras (Cervantes, 2017), en un inicio seleccionó 22 indicadores financieros luego de aplicado el modelo obtuvo

que dentro de las más significativas fueron los indicadores de liquidez, rentabilidad, apalancamiento, de solvencia y de actividad (Belalcazar y Trujillo, 2016). El modelo de Ohlson desarrolló tres ecuaciones a través de regresiones logísticas y probit tomando como base los ratios financieros, luego de la aplicación de su modelo concluyó que existen cuatro factores importantes que permiten medir la posibilidad de quiebra en las empresas, estas son: el tamaño de la empresa, estructura de la deuda, eficiencia operativa, y la liquidez (Lomas, 2019).

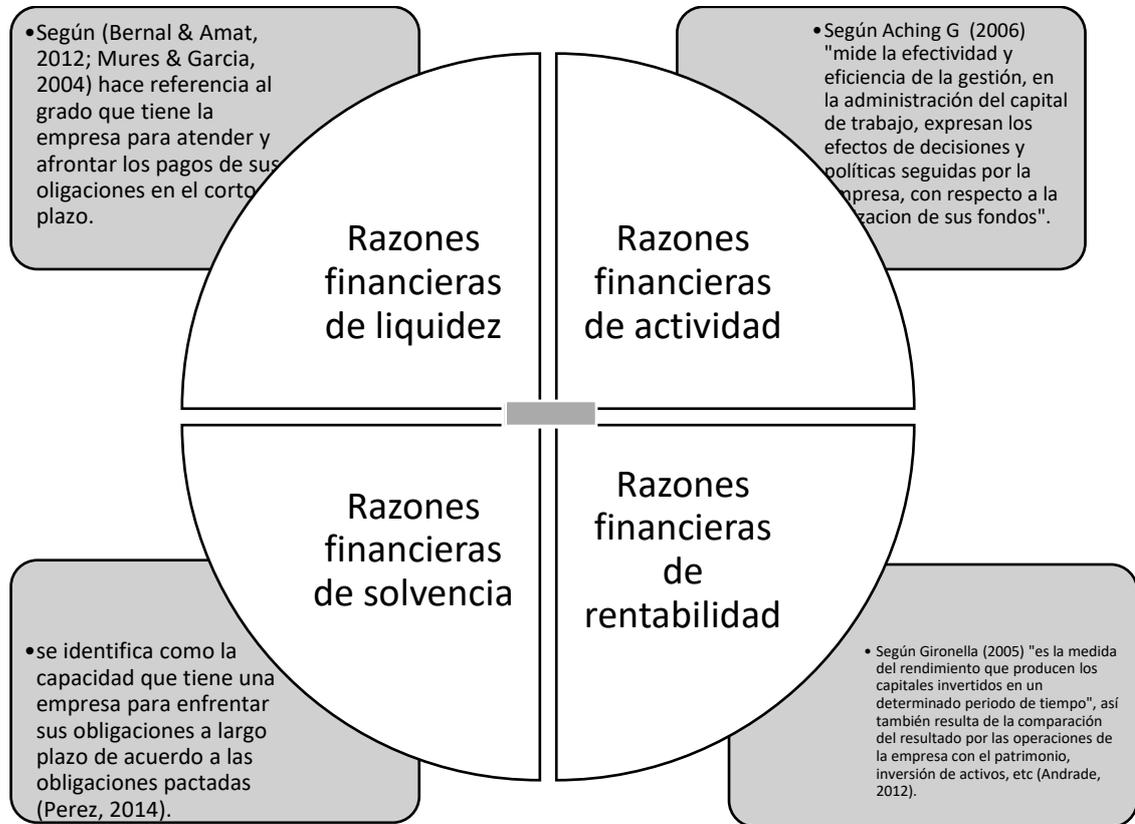
En 1984 Zmijewski en su modelo predictor de solvencia o modelo de quiebra utiliza las variables de ingresos netos/activo total, deuda/activo y activo circulante/pasivo circulante, seguidamente en 1995 Mora define tres razones financieras fuertes para la predicción del fracaso empresarial las cuales destacan: beneficio + amortizaciones/pasivo total, rentabilidad y liquidez, en el año 2011 Mongrut, Alberti, Fuenzalida y Akamine en su modelo de predicción de insolvencia empresarial expone razones de retorno sobre activos:  $BAIT (1-t)/\text{activo neto promedio}$  y coeficiente de insolvencia:  $\text{Total pasivo}/\text{patrimonio}$  (Bernal y Amat, 2012). Las redes neuronales es un modelo matemático que permite cuantificar relaciones complejas entre un conjunto de variables (Fumero y Navarrete, 2016), es importante porque permite organizar los agentes económicos y de esta manera ayuda a valorar la posibilidad de quiebra empresarial (Erazo, 2019).

Los árboles de decisión es un modelo de predicción en el cual su objetivo es el aprendizaje inductivo con base a observaciones y construcciones lógicas, mediante una forma de árbol demuestra la relación entre variables atributos  $x_1, x_2, \dots$  y con variables objetivos  $y_1, y_2, \dots$  (Sánchez, Giraldo, Piedrahita, Bonet, Lochmuller, Tabares, Peña, 2018). En la presente investigación se va a aplicar en las empresas del sector manufacturero el modelo de Erazo (2019) aplicado a empresas del sector comercial concluyendo que los ratios financieros de solvencia, endeudamiento, liquidez, así como la edad de las empresas no son significativas en el fracaso de las empresas, mientras que la actividad, rentabilidad, y tamaño son significativas a tres y un año de fracaso.

La variable dependiente es el estado en el que se encuentra la empresa ya sea con conflictos (crisis), y sin ellas (sanas), mismas que están descritas por razones financieras las cuales son indicadores compuestos a partir de la información de los estados

financieros de las empresas (Caro, Guardiola & Ortiz, 2018). Las razones financieras que se van a utilizar en la aplicación del modelo son las siguientes:

**Figura 1.** Principales razones financieras y sus conceptos



**Fuente.** Aching (2006), Andrade (2012), Bernal & Amat (2012); Mures & Garcia (2004), Perez (2014).

A partir de la figura 1. Se procede a describir los principales indicadores de cada una de las razones financieras:

**Tabla 1.** Principales indicadores financieros por razones financieras

Ratios financieros	Indicador
Liquidez	- Activo corriente / Pasivo corriente.
	- (Activo corriente - inventario) / Pasivo corriente
	- (Activo corriente - Pasivo Corriente) / Activo corriente
	- (Activo corriente - Pasivo Corriente) / Activo total
	- (Activo corriente - Pasivo Corriente) / Pasivo corriente
Actividad	- Ventas / activos totales
	- Ventas / Activo fijo
	- Costo de ventas / Existencias
	- Ventas / Cuentas por cobrar

Lineamientos de análisis para la predicción de quiebra en las  
empresas manufactureras del Ecuador

<b>Solvencia</b>	- Resultados acumulados / Activo total
	- Patrimonio neto / Pasivo total
	- (Patrimonio neto - Capital) / Pasivo total
	- (Patrimonio neto - Capital) / Activo total
	- Patrimonio neto / Activo total
<b>Rentabilidad</b>	- Ingresos de negocio / Patrimonio neto
	- Ganancias antes de intereses e impuestos / Activo total
	- Ganancias antes de intereses e impuestos / (Activo total - Pasivo corriente)
	- Ganancias antes de intereses e impuestos / Ventas

Fuente. Erazo, 2019.

### **METODOLOGÍA**

En la presente sección se presentan los procedimientos metodológicos considerados con el objeto de realizar la descripción del trabajo ejecutado, así es como se va dar a conocer el universo, población, muestra, modelo de predicción a ser aplicado para definir el riesgo de fracaso de las empresas industriales del Ecuador. Con base en la información obtenida de la página web de la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador se cuenta con un universo de 71710 empresas que han presentado sus estados financieros a diciembre de 2019, dicho universo se encuentra compuesto por 21 sectores económicos los mismos que se encuentran con la clasificación industrial internacional uniforme CIIU, de acuerdo a su situación legal se clasifican en: activas, inactivas, canceladas, disueltas y liquidadas. El sector manufacturero al año 2019 está compuesto por 5203, esto representa el 7.25% con respecto al total de las empresas.

Para el curso de la presente investigación se tomó las empresas que corresponden al sector de la industria manufacturera de las cuales se tomaron los datos de balance general, estado de resultados que reposaban en la base de datos de la Superintendencia de Compañías desde el año 2015 al año 2019 y de la base de datos del directorio resumido, las empresas consideradas como sanas se identifica en la situación legal como activas estas son 4981 empresas, por otro lado, a las empresas fracasadas se identifican en la situación legal como disolución y liquidación anticipada con y sin inscripción en el registro mercantil con un número de 28 empresas, seguidamente, se determinó la población con igual número de empresas fracasadas y de empresas sanas con similares características.

En las investigaciones realizadas sobre el pronóstico del fracaso empresarial sobresalen los modelos de Beaver (1966) con el análisis univariante, Altman (1968) con el análisis discriminante múltiple, Ohlson (1980) con el análisis de regresión logística, dichos modelos se los consideran las bases ya que han sido los más estudiados y de los cuales han sido una guía para los demás modelos propuestos por diferentes autores.

Análisis discriminante simple.- En dicho modelo se estudió los estados financieros de 79 empresas que se encontraban en fracaso de 38 industrias diferentes tomando los datos de Moody's Industrial Manual (Calderón, 2016), donde estudió la predicción del fracaso empresarial tomando como base las razones financieras en donde experimentó 30 factores clasificados en 6 grupos en los cuales sobresalen: flujos de caja/activos totales, ingreso neto/activos totales, deuda total/activos totales, capital de trabajo/activos totales, razón corriente e intervalos de no crédito (Borger, Figueroa y Vecchiola, 2009). Beaver al analizar los indicadores llegó a determinar que el flujo de caja/pasivo total es el que mejor éxito obtuvo en donde si el resultado es inferior a 0.30 (30%) existe un riesgo de quiebra, y el indicador que era considerado un mal predictor es el activo a corto plazo/pasivo a corto plazo (Gnecco, Urrutia, Trani y Iriberry, 2020), el modelo aplicado tiene a un año antes de quiebra el testeó del 90% (Alaminos, 2018).

En investigaciones posteriores Beaver recomendó el empleo de dos o más índices para así aumentar la exactitud de predicción de quiebra, así es como se dio paso a la utilización de estadísticas multivariantes (Gómez y Leyva, 2019). Análisis discriminante múltiple.- el modelo Z de Altman sufrió cambios en el año de 1993, en el cual la división es la única medida donde se identifican las fortalezas financieras en las empresas (Lizarzaburu, 2013), se parte del análisis de 66 empresas de las cuales de 22 empresas se realizó el cálculo de las razones financieras y luego clasificándolas en 5 categorías: capital circulante/activo total, beneficios retenidos/activo total, resultado antes de intereses e impuestos/activo total, valor de mercado de los fondos propios/valor contable deuda, ventas/activo total (Malavé, Figueroa, Espinoza y Carrera, 2017). Este modelo fue extremadamente preciso en la predicción del fracaso empresarial con un 94% un año antes y un 70% con una anticipación de 5 años (Borger, Figueroa y Vecchiola, 2009)

Seguidamente se definió una escala de clasificación de acuerdo a su posición financiera:

Tabla 2. Escala de clasificación modelo de Altman

Sana	Zona gris	Enferma
$x > 2.9$	$1.23 < x < 2.9$	$x < 1.23$

*Fuente.* Malave, Figueroa, Espinoza y Carrera, 2017.

Cuando el índice Z de Altman se ubica por debajo de 1.23 puntos indica que la empresa estaría propensa a un fracaso financiero, si el indicador se ubica entre 1.23 y 2.9 puntos existe la posibilidad de que la empresa se encuentre en un estado de bancarrota lo cual alerta a gerencia para la aplicación de medidas preventivas, si el indicador se encuentra por encima de 2.9 puntos indica que la empresa continua en el mercado a más de tener un buen desempeño financiero (Malave, Figueroa, Espinoza y Carrera, 2017). James A. Ohlson desarrolló un modelo de predicción denominado logit, el mismo que propone que no se requiere de una distribución normal, tampoco matrices de varianza-covarianza deben ser iguales, es decir que no es necesario tener el mismo número de empresas fracasadas y no fracasadas, luego de la aplicación del modelo en las empresas industriales en el periodo 1970-1978 en el cual se aplicó tres modelos que fueron aplicados en diferentes tiempos, (Bohórquez, 2019).

Según (Ringeling, 2004) “el primero lo aplicó para determinar la quiebra un año antes de su ocurrencia con una precisión del 96%, el segundo lo aplicó dos años antes de la quiebra con un 96% de precisión y él último modelo lo estimó para predecir la quiebra de uno a dos años antes de que ésta se produjera con un 93% de precisión”. Luego de realizado el análisis concluyó que existen 4 variables más significativas para la determinación de la probabilidad de quiebra: el tamaño de la empresa, las razones de pasivo/activo, utilidad neta/activo y  $(\text{activo corriente} - \text{pasivo corriente})/\text{activo total}$  (Bohórquez, 2019). Las investigaciones realizadas por Ohlson deja un precedente sobre la elección de las metodologías estadísticas alternativas, así es como se empezaron a utilizar modelos más flexibles y con de probabilidad condicional (logit) (Contreras, 2016).

Las redes neuronales son otros de los modelos de predicción que consisten en interactuar un gran número de unidades con otras, dando la posibilidad de trabajar con variables inciertas, los resultados validaron que este sistema concede una valoración automática, concluyendo que este sistema tenía una influencia predictiva notable y

flexible (Contreras, 2016), este modelo es considerado uno de los excelentes predictores de quiebra en el corto plazo con aciertos cercanos al 96% (Romero, 2013). Los árboles de decisión permiten reflejar gráficamente y bajo un bosquejo matemático los diferentes caminos, causas, variables y efectos susceptibles de materializarse, así es como los nodos finales abarcan empresas de un solo tipo es decir en bancarota o sana (Riascos y Molina, 2016), este modelo ha demostrado una capacidad analítica inesperada clasifica de manera correcta las empresas un año antes de la quiebra, y a cuatro años antes tiene una aceptabilidad del 98% con un error del 2% (Rodríguez, Piñeiro y Llano 2015).

Los algoritmos genéticos funcionan como una búsqueda aleatoria, para solucionar un problema de distribución como la quiebra, los investigadores separan un grupo de reglas usando algoritmos genéticos que están relacionadas con algunos puntos de corte ya que de esta manera el modelo pronosticaría si una empresa puede quebrar o no (Bernate, 2020), el modelo al ser aplicado se puede afirmar que tiene una exactitud de 85,16% (González, Sánchez y Alonso, 2020). El modelo de predicción de Erazo (2019) se fundamenta en el sistema de regresión logística aplicables a las micro y pequeñas empresas del grupo comercial del Ecuador utilizando las razones financieras de liquidez, solvencia, actividad, endeudamiento y rentabilidad, edad, y tamaño de la empresa determinando los factores que mayor impacto genera en la estabilidad de las empresas. Resumiendo lo planteado, se va a emplear en las empresas del sector manufacturero el modelo de Erazo (2019) el cual se aplicó a empresas del grupo comercial concluyendo que las razones financieras de liquidez, solvencia y endeudamiento, así como la edad no son relevantes en el fracaso de las empresas, mientras que la rentabilidad, tamaño y actividad son relevantes a tres y un año de fracaso, de igual manera mide el nivel de posibilidad de riesgo de quiebra en las empresas comerciales en un 69.76% y 100% a tres y un año antes de que el fracaso se presente.

Erazo (2019) presentó el modelo que permite pronosticar el fracaso empresarial o riesgo de quiebra en las empresas comerciales, mismo que será aplicado en la presente investigación a empresas del sector manufacturero. A continuación, se presenta el modelo:

$$P = \frac{1}{1 + \exp - (\pm\beta_0 \pm \beta_1 LIQ4 \pm \beta_2 ACT1 \pm \beta_3 SOLV1 \pm \beta_4 RENT3 \pm \beta_5 ROA \pm \beta_6 ROCE \pm \beta_7 EDAD \pm \beta_8 TAMAÑO)}$$

Además, se presenta las variables que influyen en el modelo:

Tabla 3. Descripción de los elementos del modelo de fracaso empresarial:

Variable	Definición	Indicador
P	Probabilidad	Indican baja posibilidad de fracaso los valores cercanos a cero, uno o valores cercanos indican una alta posibilidad de fracaso.
$\beta_0$	Constante	Resultado de aplicar regresión logística.
xp	Exponencial	Aplicación en las betas y variables independientes del modelo.
$\beta_1$ a $\beta_8$	Peso variables independientes	Resultado de aplicar regresión logística.
LIQ4	Liquidez	(activo corriente – pasivo corriente) / activo total
ACT1	Actividad	ventas / activo total
SOLV1	Solvencia	resultados acumulados / activo total
RENT3	Rentabilidad	ingresos del negocio / patrimonio neto
ROA	Rentabilidad	utilidad antes de intereses e impuestos / activo total
ROCE	Rentabilidad	utilidad antes de intereses e impuestos / (activo total – pasivo corriente)
EDAD	Variable de control	Número de años de vida de la empresa.
TAMAÑO	Variable de control	Logaritmo natural del valor total de los activos.

Fuente. Erazo 2019.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En el presente apartado se da a conocer los resultados alcanzados en base a la metodología descrita anteriormente, en el cual se realiza un análisis descriptivo por variable en todos los períodos, seguidamente, la aplicación del modelo de predicción de riesgo de fracaso empresarial con fundamento en regresión logística con el fin de dar a

conocer el porcentaje de acertabilidad en la distribución de las empresas y las variables significativas.

En la tabla 4. se describe los estadísticos descriptivos relacionados con la razón financiera de liquidez empresarial, por lo que, se observa que tanto las empresas sanas como las fracasadas su media en los períodos de cuatro a dos años antes del fracaso se presenta con signo negativo, lo que implica que las empresas no tuvieron liquidez, es decir, no les alcanza sus activos realizables para cubrir en el corto plazo sus obligaciones, sin embargo, para el caso de las empresas sanas desde un año antes de la quiebra se distingue que la liquidez ha mejorado, mientras que, para las empresas fracasadas si bien es cierto se vuelven positivas pero sigue siendo ajustado lo cual implica que las empresas tanto sanas como quebradas no presentan índices de liquidez adecuados.

**Tabla 4.** Estadístico descriptivo de la variable liquidez

Año	Fracasadas				Sanas			
	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo
2019	0.053	0.540	-1.009	0.981	0.331	0.863	-2.215	1.000
2018	0.012	0.685	-2.027	0.986	0.373	0.762	-2.080	1.000
2017	-0.672	1.235	-6.127	0.000	-0.538	0.599	-2.344	0.000
2016	-0.672	1.235	-6.127	0.000	-0.538	0.599	-2.344	0.000
2015	-0.436	0.376	-1.006	0.000	-0.517	0.496	-2.333	0.000

**Fuente.** elaboración propia, con apoyo de estados financieros presentados a la SCVS, procesado en el software SPSS.

Seguidamente, la tabla 5 muestra los descriptivos de la variable de actividad en donde se mide la rotación de los activos en función de las ventas, observándose que la media de las empresas sanas tiene un decrecimiento desde cuatro a tres años antes del fracaso manteniéndose en el segundo año antes del fracaso, para luego tener un ligero crecimiento un año antes del fracaso, concluyendo con un decrecimiento en el año del fracaso, lo que indica que hay una fluctuación de ventas en cinco años de análisis, en las empresas fracasadas existe un crecimiento desde los cuatro a los tres años antes del fracaso, manteniéndose dos años antes del fracaso, terminando con un decrecimiento entre un año antes y el año mismo del fracaso.

**Tabla 5.** Estadístico descriptivo de la variable actividad

AÑO	FRACASADAS				SANAS			
	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo
2018	1222	1768	0.000	8097	0.616	1035	0.000	3.973
2017	3317	12054	0.000	58520	0.172	0.491	0.000	2.147
2016	3317	12.054	0.000	58520	0.172	0.491	0.000	2147
2015	0.817	0.774	0.000	2600	0.128	0.584	0.000	2807

**Fuente.** elaboración propia, con apoyo de estados financieros presentados a la SCVS, procesado en el software SPSS.

Respecto al análisis de la variable de solvencia, representada por la porción de las ganancias retenidas respecto de los activos totales, en la tabla 6 se aprecia que los valores de la media en las empresas fracasadas son positivos desde cuatro a un año antes del fracaso con una tendencia hacia la baja, lo que significa que las empresas presentan utilidades en estos períodos, en el año del fracaso se presenta resultados negativos lo que implica que este año presentan pérdida, mientras que, para las empresas sanas desde cuatro años hasta el año del fracaso son resultados positivos lo que indica que tuvieron utilidades en todos los períodos, sin embargo, cabe recalcar que las tendencias fueron hacia la baja. En resumen, el nivel de utilidad de las empresas sanas fue más representativo en cada uno de los años en comparación con las empresas fracasadas.

**Tabla 6.** Estadístico descriptivo de la variable solvencia

AÑO	FRACASADAS				SANAS			
	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo
2019	-0.009	0.046	-0.148	0.093	0.023	0.108	-0.089	0.442
2018	0.019	0.143	-0.166	0.629	0.050	0.169	-0.084	0.603
2017	0.021	0.162	-0.206	0.700	0.076	0.226	-0.131	0.738
2016	0.020	0.159	-0.206	0.700	0.069	0.216	-0.131	0.738
2015	0.015	0.154	-0.273	0.655	0.061	0.199	-0.102	0.731

**Fuente.** elaboración propia, con apoyo de estados financieros presentados a la SCVS, procesado en el software SPSS.

Para el caso de la rentabilidad, la cual evalúa el nivel de productividad de la inversión de una empresa, se presenta los valores mínimos negativos en las empresas fracasadas desde el tercer año, en cambio, las empresas sanas tienen valores negativos desde un año antes de fracaso. Por otra parte, la media de rentabilidad en las empresas sanas es positiva evidenciando que se recupera la inversión en el período de cuatro a un año antes del fracaso; sin embargo, se presentan valores negativos en el año del fracaso. La media de las empresas fracasadas es positiva desde el cuarto año antes del fracaso lo que implica que la inversión se estuvo recuperando, considerando que, tener un indicador que demuestre que la inversión está retornando no es sinónimo de salud y estabilidad empresarial, como se puede apreciar en la tabla 7.

**Tabla 7.** Estadístico descriptivo de la variable rentabilidad

AÑO	FRACASADAS				SANAS			
	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo
2019	0.747	4.362	-15.940	7.193	-0.048	0.374	-1.489	0.397
2018	1.543	2.061	-3.202	5.786	8.758	17.764	-0.139	55.738
2017	3.206	6.171	-6.444	26.352	1.014	4.088	0.000	18.783
2016	3.206	6.171	-6.444	26.352	1.014	4.088	0.000	18.783
2015	4.302	7.727	0.000	35.126	0.736	3.219	0.000	14.409

**Fuente.** elaboración propia, con apoyo de estados financieros presentados a la SCVS, procesado en el software SPSS.

Lineamientos de análisis para la predicción de quiebra en las  
empresas manufactureras del Ecuador

A continuación, la variable ROA que mide el rendimiento alcanzado en un período y su relación con los activos, en la tabla 8 presenta valores mínimos de cero tanto en las empresas sanas como fracasadas. Los valores máximos en las empresas sanas, crecen hasta dos años antes del fracaso y decrecen hasta el año del fracaso. Por otro lado, las empresas fracasadas demuestran un crecimiento hasta dos años antes del fracaso y a partir de ahí decrecen hasta el año del fracaso. En cuanto, a las medias sus valores en las empresas fracasadas son altos entre tres y dos años al fracaso, contrario a las empresas sanas, pues presentan valores bajos, esto demuestra que pueden generar pérdidas y que éstas no caen en un riesgo de fracaso.

**Tabla 8.** Estadístico descriptivo de la variable ROA

AÑO	FRACASADAS				SANAS			
	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo
2019	0.034	0.064	0.000	0.235	0.006	0.016	0.000	0.069
2018	0.127	0.313	0.000	1.471	0.009	0.015	0.000	0.045
2017	6.465	30.535	0.000	146.533	0.106	0.268	0.000	1.183
2016	6.465	30.535	0.000	146.533	0.106	0.268	0.000	1.183
2015	0.067	0.130	0.000	0.564	0.045	0.080	0.000	0.272

**Fuente.** elaboración propia, con apoyo de estados financieros presentados a la SCVS, procesado en el software SPSS.

Respecto al descriptivo de la variable ROCE, permite medir la rentabilidad que tiene la empresa sobre su capital, en la tabla 9 se observa que los valores máximos son positivos para los dos grupos, en cuanto a los valores mínimos son negativos para las empresas sanas todos los años con la aclaratoria que tres y dos años antes del fracaso se mantiene el mismo resultado, en las empresas fracasadas los valores de todos los años son negativos, pero tres y dos años antes del fracaso presenta el mismo valor, para un año antes y el año del fracaso presentan un valor de cero, en la media se observa que a tres y dos años antes del fracaso en las empresas fracasadas son negativos lo que indica que son pérdidas, en las empresas sanas todos los años en análisis son positivos lo que indica que han tenido buenos resultados al medir la rentabilidad sobre el capital.

**Tabla 9.** Estadístico descriptivo de la variable ROCE

AÑO	FRACASADAS				SANAS			
	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo
2019	0.044	0.072	0.000	0.240	0.010	0.023	0.000	0.075
2018	0.777	3.221	0.000	15.526	0.104	0.368	0.000	1.611
2017	-0.812	6.218	- 28.581	6.036	0.000	0.403	-1.560	0.557
2016	-0.812	6.218	- 28.581	6.036	0.000	0.403	-1.560	0.557
2015	0.127	0.278	-0.166	1.270	0.035	0.294	-1.061	0.592

**Fuente.** elaboración propia, con apoyo de estados financieros presentados a la SCVS, procesado en el software SPSS.

En cuanto a la variable de edad, en la tabla 10 se puede observar que en las empresas sanas y fracasadas la edad media oscila entre 16 y 20 años, de la misma manera, la edad mínima de las empresas fracasadas es cero lo que implica una edad menor a un año y la edad máxima en ambos casos es de 50 años, en cambio, en las empresas sanas la edad mínima es un año.

**Tabla 10.** Estadístico descriptivo de la variable edad

AÑO	FRACASADAS				SANAS			
	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo
2019	20	15	4	50	20	15	5	50
2018	19	15	3	49	19	15	4	49
2017	18	15	2	48	18	15	3	48
2016	17	15	1	47	17	15	2	47
2015	16	15	0	46	16	15	1	46

**Fuente.** elaboración propia, con apoyo de estados financieros presentados a la SCVS, procesado en el software SPSS.

A cerca del tamaño de activos, aplicado el logaritmo natural de su valor real, en la tabla 11 los valores de la media en las empresas fracasadas tienen un valor de 11 y las empresas sanas una media de 12 y 10 que se presenta de manera decreciente, por otro lado, en las empresas sanas los valores mínimos desde cuatro años antes hasta el año

Lineamientos de análisis para la predicción de quiebra en las  
empresas manufactureras del Ecuador

de fracaso se observa que va desde 6.732 a 4.669 esto es en forma decreciente, mientras que, en las empresas fracasadas es lo contrario desde cuatro años al año de fracaso va desde 6.065 al 6.470 de forma creciente, lo que conlleva a generar un mayor nivel de activos improductivos en las empresas fracasadas.

**Tabla 11.** Estadístico descriptivo de la variable tamaño de activo

AÑO	FRACASADAS				SANAS			
	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo	Media	Dev estandar	Mínimo	Máximo
2019	11.290	2.187	6.470	15.284	10.932	3.177	4.669	15.150
2018	11.181	1.933	6.788	14.640	10.828	3.073	4.669	15.106
2017	11.159	2.474	4.274	16.659	12.013	2.574	6.648	16.381
2016	11.159	2.474	4.274	16.659	12.013	2.574	6.648	16.381
2015	11.073	2.341	6.065	16.541	12.153	2.400	6.732	16.402

**Fuente.** elaboración propia, con apoyo de estados financieros presentados a la SCVS, procesado en el software SPSS.

Es considerable definir el nivel de acierto y las variables más significativas del riesgo de fracaso en el modelo de predicción por cada año analizado, debiendo considerar que este es consistente cuando el nivel de clasificación de las empresas sobrepasa el 50%. En la tabla 12 se observa que la variable más significativa a cuatro años antes de la quiebra es “tamaño del activo” con una confianza del 95%, de la misma manera, el porcentaje de clasificación en las empresas sanas es del 90% de acertabilidad y en las empresas fracasadas es del 81%, lo que conlleva a un porcentaje global de clasificación del 85.4%.

**Tabla 12.** Variables significativas y porcentajes de acertabilidad del modelo a 4 años antes de la quiebra

SIGNIFICANCIA		% ACERTABILIDAD		
VARIABLE	SIG	SANAS	FRACASADAS	% GLOBAL
LIQUIDEZ	0.536	90.00%	81.00%	85.40%
ACTIVIDAD	0.168			
SOLVENCIA	0.353			
RENTABILIDAD	0.843			
ROA	0.505			
ROCE	0.345			
EDAD	0.338			
TAMAÑO ACT	0.053			

**Fuente.** elaboración propia, con apoyo de estados financieros presentados a la SCVS, procesado en el software SPSS.

En el mismo sentido, en la tabla 13 se puede observar que tres años antes del fracaso, las variables significativas son la “actividad” con un nivel de confianza del 99% y “ROA” con el 90%; además, el porcentaje de acertabilidad en la clasificación de las empresas sanas es del 81% y, 73.90% en la clasificación para las empresas fracasadas, lo que provoca un 77.30% como porcentaje de clasificación global.

**Tabla 13.** Variables significativas y porcentajes de acertabilidad del modelo a 3 años antes de la quiebra

SIGNIFICANCIA		% ACERTABILIDAD		
VARIABLE	SIG	SANAS	FRACASADAS	% GLOBAL
LIQUIDEZ	0.636	81.00%	73.90%	77.30%
ACTIVIDAD	0.018			
SOLVENCIA	0.446			
RENTABILIDAD	0.159			
ROA	0.107			
ROCE	0.221			
EDAD	0.845			
TAMAÑO ACT	0.362			

**Fuente.** elaboración propia, con apoyo de estados financieros presentados a la SCVS, procesado en el software SPSS.

Lineamientos de análisis para la predicción de quiebra en las empresas manufactureras del Ecuador

En la tabla 14 se visualiza que la variable significativa a dos años antes de la quiebra es la razón de “actividad” con un nivel de confianza del 97%. El resultado de acierto general de las empresas en su clasificación es del 80.50%, alcanzando las empresas fracasadas el 77.30% y las empresas sanas el 84.20%.

**Tabla 14.** Variables significativas y porcentajes de acertabilidad del modelo a 2 años antes de la quiebra

SIGNIFICANCIA		% ACERTABILIDAD		
VARIABLE	SIG	SANAS	FRACASADAS	% GLOBAL
LIQUIDEZ	0.552	84.20%	77.30%	80.50%
ACTIVIDAD	0.032			
SOLVENCIA	0.389			
RENTABILIDAD	0.192			
ROA	0.154			
ROCE	0.263			
EDAD	0.837			
TAMAÑO ACT	0.200			

**Fuente.** elaboración propia, con apoyo de estados financieros presentados a la SCVS, procesado en el software SPSS.

En cuanto a las variables más significativas se visualiza en la tabla 15 a un año antes del fracaso es la “liquidez” y “rentabilidad” con una confianza del 91%, respectivamente, seguido de la “actividad” con un 90% de confianza, por otra parte, los porcentajes de acertabilidad en la clasificación de las empresas fracasadas es de 87% y en las empresas sanas del 84.2%, lo que ocasiona un 85.7% de clasificación en las empresas de manera global.

**Tabla 15.** Variables más significativas y porcentaje de acertabilidad del modelo a 1 año antes del fracaso

SIGNIFICANCIA		% ACERTABILIDAD		
VARIABLE	SIG	SANAS	FRACASADAS	% GLOBAL
LIQUIDEZ	0.093	84.20%	87.00%	85.70%
ACTIVIDAD	0.100			
SOLVENCIA	0.598			
RENTABILIDAD	0.098			
ROA	0.173			
ROCE	0.216			
EDAD	0.673			
TAMAÑO ACT	0.438			

**Fuente.** elaboración propia, con apoyo de estados financieros presentados a la SCVS, procesado en el software SPSS.

## CONCLUSIONES

En este apartado, se da a conocer los principales resultados, fruto de la investigación, así como su análisis respecto de los resultados alcanzados en investigaciones similares. Según Pozuelo, Labatut y Veres (2009), los resultados alcanzados en su investigación en cuanto a los porcentajes de acierto son aceptables, que van desde el 92.2% al 75.3% esto es desde el año previo hasta el quinto año antes del fracaso, respectivamente. Por su lado, Erazo (2019) aplicando su modelo en el sector comercial, obtuvo que el nivel de predicción en el riesgo de quiebra presenta un 69.76% a tres años del fracaso y a un año del fracaso el 100%.

En la presente investigación, aplicado a empresas del sector manufacturero muestra resultados similares a los expuestos anteriormente, es así, como se tiene un porcentaje global de acertabilidad en la clasificación de las empresas de 85.4% para cuatro años antes del fracaso, a tres años de fracaso con un 77.30%, 80.5% de clasificación a dos años, 85.7% a un año del fracaso y finalmente 78% en el año del fracaso, sin embargo, resulta importante recalcar que el modelo aplicado en las empresas manufactureras clasifica de mejor manera que el modelo aplicado por Erazo (2019) en las empresas comerciales ya que los porcentajes de clasificación son más altos.

En resumen, luego de aplicar el modelo en el sector manufacturero se obtuvo que, los períodos que mejor predicen el riesgo de fracaso empresarial se encuentran a un año antes del fracaso con un 85.7%, y a cuatro años antes del fracaso con un 85.4%. Según Erazo (2019) las variables significativas en el sector comercial son: tamaño con una significancia al 95% a tres años antes del fracaso, solvencia con la significancia al 90% a dos años antes del fracaso, actividad con una significancia del 90%, a tres años antes del fracaso; y, rentabilidad con una significancia del 90%, a un año antes del fracaso.

En esta investigación las variables más significativas se presentan a un año y tres años antes del fracaso por lo que existe una relación directa con el modelo aplicado por Erazo (2019), las variables más significativas a tres años es “actividad” con una confianza del 99% que refleja desde mayor a menor medida el comportamiento de la empresa y permite dar un diagnóstico sobre la situación de crisis financiera, “ROA” con una confianza del 90%, esto es, cuando las utilidades obtenidas con relación a los activos totales sean menores, más posibilidad tiene la empresa de entrar en crisis, en cuanto a un año antes del fracaso es “liquidez” con una confianza del 91% mientras sea

menor el indicador puede existir una posibilidad alta de fracaso de las empresas, “rentabilidad” con el 91% de confiabilidad, considerando que si el indicador prueba que la inversión se está recuperando no es una señal de que la empresa tenga salud y estabilidad empresarial, y por último la “actividad” con una confianza del 90%, es importante destacar que en el año del fracaso no presenta variables relevantes que incidan en el fracaso empresarial.

#### LISTA DE REFERENCIAS

- Aching, G. (2006). Ratios financieros y matemáticas de la mercadotecnia. Perú: Prociencia y cultura S.A.
- Acota A. (2009). Ecuador ¿un país maniatado frente a la crisis?. Quito Ontaneda D. (2017). El impacto de la dolarización oficial en la profundización financiera en Ecuador. Ecuador.
- Aguar, D., García, D. (2020). Validez de los modelos de predicción del fracaso en las empresas canarias. Hacienda Canaria, 152(52).
- Alamino. (2018). Un modelo global de predicción de quiebra con redes neuronales. España.
- Andrade, P. (2012). Análisis de los ratios de rentabilidad. Contadores y empresas, 177(59).
- Belalcazar, G.; Trujillo, O. (2016). ¿Es el modelo Z-Score de Altman un buen predictor de la situación financiera de las Pymes en Colombia?. Colombia.
- Bernal, D.; Amat, S. (2012). Anuario de ratios financieros sectoriales en México para análisis comparativo empresarial. Ra Ximhai, 2(277).
- Bernate, V. (2020). La relación entre la calidad de la información contable, la quiebra de las empresas y el desarrollo humano. España.
- Bohórquez A. (2019). Modelo de predictibilidad de quiebra para las empresas colombianas del subsector de servicios profesionales. Bogotá.
- Borger, A.; Figueroa, R.; Vecchiola, Y. (2009). Éxito y fracaso empresarial. Chile.
- Calderón, E. (2016). Evaluación de modelos de predicción de fracaso empresarial en el sector manufacturero colombiano en los años 2010-2014. Colombia.
- Caro, Guardiola, Ortiz. (2018). Árboles de clasificación como herramienta para predecir dificultades financieras en empresas Latinoamericanas a través de sus razones contables. Contaduría y Administración, 63(1).

- Cervantes, A. (2017). Análisis del riesgo de insolvencia financiera bajo el modelo Z2-Altman en las clínicas ubicadas en el municipio de Valledupar. Colombia.
- Contreras, F. (2016). Análisis de quiebra empresarial: modelo de ecuaciones de estimación generalizadas sobre datos panel. Madrid.
- Dietrich. (2004). Modelos multivariados para la predicción de insolvencia empresarial. Una aplicación al caso colombiano. Colombia.
- 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. México.
- Espinoza R. (2000). La crisis económica financiera ecuatoriana de finales de siglo y la dolarización. Quito.
- Fumero, A.; Navarrete, G. (2016). Personalidad y malestar psicológico: aplicación de un modelo de redes neuronales. Revista Iberoamericana de Diagnóstico y Evaluación. 1 (41).
- Girón, C.; Villanueva, G.; Armas, H.; (2017). Determinantes de la quiebra empresarial en las empresas ecuatorianas en el año 2016. Ecuador.
- Gironella, M. (2005). El apalancamiento financiero: de cómo un aumento del endeudamiento puede mejorar la rentabilidad financiera de una empresa. Revista de contabilidad y dirección. 2(74).
- Gnecco; Urrutia; Trani; Iriberry. (2020). Aplicación de modelos de pronóstico de fracaso empresario a empresas con actividad en la ciudad de Mar de Plata. Jornadas Nacionales de Administración Financiera, 40(120).
- Gómez, S.; Leyva G. (2019). Utilidad de los modelos de predicción de fracaso y su aplicabilidad en las cooperativas. Cuba.
- González M.; Sánchez M.; Alonso (2020). Optimización de la predicción de problemas financieros en empresas sanitarias privadas españolas aplicando algoritmos genéticos.
- Ibarra, M. (2006). Una perspectiva sobre la evolución en la utilización de las razones financieras o ratios. Pensamiento & gestión. 21.
- Jaramillo, G.; Isaac, G. (2015). Determinantes de la quiebra empresarial pyme en zacatecas. desarrollo de un modelo probabilístico - predictivo de la quiebra pyme. México.

- Lizarraga, D. (1998). Modelos de previsión del fracaso empresarial: ¿funciona entre nuestras empresas el modelo de Altman 1968? *Revista de Contabilidad*, 1(1): 137-164.
- Lizarzaburu, E. (2013). Análisis del Modelo Z de Altman en el mercado peruano. Perú.
- Lomas, M. (2019). ¿era posible prever el default de la empresa ATU artículos de acero S.A. en el mercado de valores ecuatoriano a través de la aplicación de los modelos de quiebra de: Altman, Ohlson y Beaver. Ecuador.
- Malave, L.; Figueroa, I.; Espinoza, J.; Carrera, A. (2017). Una aplicación del modelo de Altman: Sector manufacturero de Ecuador. México.
- Manzaneque, M.; Banegas, R.; García, D. (2010). Diferentes procesos de fracaso empresarial. Un análisis dinámico a través de la aplicación de técnicas estadísticas clúster. España.
- Navarrete M.; Sansores G. (2011). El fracaso de las micro, pequeñas y medianas empresas en quintana roo, México: un análisis multivariante. México.
- Ortiz de Abreu. (2016). Factores explicativos el fracaso y del éxito en las microempresas de la república dominicana: un estudio empírico. España.
- Pérez, G.; Lopera, C.; Vásquez, B. (2017). Estimación de la probabilidad de riesgo de quiebra en las empresas colombianas a partir de un modelo para eventos raros. Colombia.
- Perez, P. (2014). Análisis por ratios de la solvencia y rentabilidad empresarial. España.
- Riascos, Molina. (2016). Breves consideraciones acerca de la importancia de los árboles de decisión en el análisis de carteras. *Revista de la Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas*. 17(1).
- Ringeling, E. (2004). Análisis comparativo de modelos de predicción de quiebra y la probabilidad de bancarrota. Chile.
- Rodriguez, F.; Maté, S.; López H. (2016). La proximidad geográfica en el contagio del fracaso empresarial en la pyme: Una aplicación empírica con el modelo probit espacial. *Estudios de Economía Aplicada*. 34(3).
- Rodriguez, Piñeiro y Llano (2015). Predicción de insolvencia y fracaso financiero: medio siglo después de Beaver (1966). Avances y nuevos resultados.
- Romero, E. (2013). Alcances y limitaciones de los modelos de capacidad predictiva en el análisis del fracaso empresarial.

- Sánchez, Z.; Giraldo, M.; Piedrahita, E.; Bonet; Lochmuller, Tabares, B.; Peña. (2018). Análisis comparativo entre: <<el análisis exploratorio de datos>> y los modelos de <<arboles de decisión >> y <<k-means>> en el diagnóstico de la malignidad en algunos exámenes de cáncer de mama. Un estudio de caso. Espacios, 39(28), pag.21.
- Scherger, V.; Terceño, A.; Vigier, H. (2018). Revisión crítica de los modelos de predicción de fracaso empresarial. México.
- Senent, M. (2018). Los efectos de la localización empresarial en los modelos de predicción de fracaso: un análisis empírico para la industria hotelera de la ciudad de Barcelona. España.
- Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros [SCVS]. (2020). Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros. Recuperado el 28 de Noviembre de 2020, de <https://bit.ly/3EBgvgi>
- Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros [SCVS]. (2020). Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros. Recuperado el 06 de Diciembre de 2020, de <https://bit.ly/3ZhH6qv>
- Tascón, F.; Castaño, G. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente. España.
- Valencia, C.; Tróchez, G.; Vanegas, L.; Restrepo, M. (2016). Modelo para el análisis de la quiebra financiera en pymes agroindustriales antioqueñas. Colombia.
- Vargas, C.; Barrett, G.; Cordero, R. (2013). Modelos para la prevención de bancarrotas empresariales utilizados por el sector empresarial costarricense. Tec empresarial, 7(44).
- Vargas, J. (2014). Modelos de Beaver, Ohlson y Altman: ¿Son realmente capaces de predecir la bancarrota en el sector empresarial costarricense? Tec Empresarial, 8 (3): 29-40.