

ECONOMÍA Y FINANZAS INTERNACIONALES.

ESCUELA INTERNACIONAL DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y
ADMINISTRATIVAS.



SITUACIÓN FINANCIERA DE LAS EMPRESAS DEL SECTOR AUTOMOTRIZ EN
COLOMBIA: ANÁLISIS PERIODO 2017.

ESTUDIANTE:

JUAN DIEGO CORRAL PERDOMO.

ASESORA:

NANCY RIVERA CUERVO.

PROFESORA DEL DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA.

UNIVERSIDAD DE LA SABANA.

CHÍA, MAYO 2018.

ÍNDICE.

1. INTRODUCCIÓN.....	2
2. MARCO TEÓRICO.....	5
3. MARCO METODOLÓGICO.....	10
4. DATOS.....	16
5. ESTIMACIÓN.....	18
6. CONCLUSIONES.....	25
7. REFERENCIAS.....	27
8. ANEXOS.....	30

1. INTRODUCCIÓN.

En el sector automotriz se encuentran las entidades cuya actividad económica se clasifique en la cadena desde la fabricación, mantenimiento, reparación y comercio de vehículos automotores tanto de sus piezas como de sus accesorios. Según el informe de EConcept (2016), Colombia “contaba con un parque automotor de 5,3 millones de vehículos de 4 ruedas y más de 7 millones de motos” (EConcept AEI, 2016).

En 2016, el sector automotriz colombiano representaba una participación del 4% en el PIB industrial y en el año 2014, la producción bruta registro un monto de 6,4 billones de pesos colombianos (BBVA, 2017), genero aportes de valor agregado tanto al comercio como a la industria, correspondientes a COP 3,8 billones y COP 1,7 Billones respectivamente (EConcept AEI, 2016). Pese a ser una industria de gran importancia, los trabajos de estudio sobre las empresas del sector son escasos, al igual que el análisis de riesgos a las firmas del mismo.

La presente investigación tiene como objetivo principal plantear una aproximación para encontrar los determinantes en términos de indicadores financieros de la probabilidad de falla de una empresa colombiana inmersa en el sector automotriz para el año 2016. Para este fin, se extrae la información de la base de datos de la Superintendencia de Sociedades, en la cual aparecen reportadas 836 empresas dedicadas a la fabricación, reparación y comercialización de vehículos automotor en el territorio. Teniendo en cuenta lo anterior, la pregunta de investigación planteada es ¿Cuál sería una propuesta de aproximación metodológica de los determinantes de la probabilidad de quiebra de las empresas del sector automotriz en Colombia, considerando la información del año 2017?

Según Fenalco a partir del año 2010, se ha presentado un aumento aproximado de 20.000 matrículas mensuales nuevas inscritas al Registro Único Nacional de Transito (RUNT) y un total de 253.395 matrículas nuevas en el RUNT en el año 2016. Adicionalmente, la mayor parte del comercio de los automotores son de origen colombiano con un promedio de 37,5%, en contraste al resto de la mercancía proveniente del exterior, de la cual la principal fuente es México, con el 19,9%, seguido por Corea del Sur 9,7% y en tercera plaza Brasil con 7,3%.

Se encuentran documentos que realizan un análisis general y caracterización del sector como el informe “El sector Automotor” publicado por el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo o “El Sector de Vehículos en Colombia: Características y Propuestas de Mejora a su Régimen Impositivo” por ECONCEPT (2016). En cuanto al aporte del sector al empleo, se evidencia una influencia en el crecimiento laboral de la población, cuya ocupación reside en la industria, con un aumento de 1,3% para el 2011, del cual el 0,1% se atribuye a la fabricación de carrocería y partes de automotores (Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo, 2014).

De acuerdo a lo anterior, existe una tendencia apreciable ligada al ciclo económico de este sector en el país. Se presenta un fenómeno donde se vende un mayor número de automóviles en el mes de diciembre, seguido de, una drástica reducción en el mes siguiente, registrando los menores valores anuales. Adicional a lo mencionado, cada 2 años el número de ventas de autos nuevos se ve positivamente afectado por el Salón Internacional del Automóvil de Bogotá (SIAB) (Fenalco, 2016).

Respecto a las ventas por tipo de vehículos nuevos, se evidencia una distribución, dentro de la cual los automóviles se encuentran en primer lugar con más del 50 % del mercado, para la segunda posición están los automotores utilitarios con casi el 30% de las ventas; le siguen las Pick Ups y los taxis con porcentajes alrededor del 4%, y finalmente los últimos 4 puestos corresponden a las volquetas, las busetas, los tractocamiones y camperos, de los cuales ninguno supera el 0,05% (Fenalco, 2016).

En cuanto al posicionamiento de las marcas inmersas en el sector por ventas de autos en el país, es posible observar una alta competitividad entre las 10 primeras empresas, las cuales son Chevrolet, Renault, Kia, Nissan, Mazda, Ford, Volkswagen, Toyota, Suzuki y Hyundai. Sin embargo, se evidencian marcas de lujo bien posicionadas, como son los casos de Mercedes-Benz en el puesto 11, BMW en el 13 y Audi, que se encuentra en la plaza 19, de las 105 marcas registradas que operan en el país (Fenalco, 2016).

Por otro lado, el negocio de los automotores por ciudades en el país se ve fuertemente concentrado en la capital y las ciudades principales. Bogotá D. C. posee la mayoría del comercio del parque automotriz del país con 39,6% de las ventas, seguido por Cali 9,4%,

Medellín 7%, Envigado 4% y Barranquilla 3,5%, Pereira y Funza con 2,1%. En contraste, ninguna otra ciudad del país supera el 2%, algunas incluso sin presentar ventas de automóviles en sus registros del 2016 (Fenalco, 2016).

En esta investigación, se plantea un total de tres objetivos específicos. En primer lugar, se pretende caracterizar la situación financiera de las empresas del sector automotriz en el periodo 2016, mediante el análisis de la base de datos, indicadores financieros de las mismas, puesto que exponer el contexto y la relevancia del sector automotriz en la economía colombiana, genera un mayor entendimiento de la trayectoria del mismo. Adicionalmente, el segundo objetivo específico es plantear una propuesta metodológica de un modelo de predicción de quiebra para las empresas del sector automotriz en Colombia, con la utilización de un modelo de elección discreta. Posterior a la aplicación del modelo, el tercer objetivo específico es presentar resultados que permitan dar a conocer los determinantes de las empresas del sector automotriz, considerando el periodo de análisis.

Acorde a los objetivos, el presente documento será organizado en 8 segmentos. El primero, correspondiente a la presente introducción. En segundo lugar, se expone la revisión de literatura sobre el sector y los modelos predictivos con base en trabajos e investigaciones realizadas sobre los mismos, teniendo en cuenta el ámbito nacional e internacional y enfocados en firmas de dichos sectores económicos u otros. En la tercera sección se define la metodología a utilizar, correspondiente a un modelo de elección discreta. En la cuarta parte del documento se encuentra la información pertinente a la fuente y el tratamiento de la base de datos. En la quinta sección se aplica el modelo mencionado anteriormente para realizar las estimaciones y determinar las probabilidades de quiebra de las empresas. En la sexta parte se presentan las conclusiones resultantes del ejercicio y se plantean las recomendaciones futuras a tener en cuenta. Posterior a las conclusiones. En la séptima sección se presentan las referencias bibliográficas que soportan el presente documento. Finalmente, en la última sección se adjunta los anexos del trabajo realizado.

2. MARCO TEÓRICO.

En el contexto mundial la posibilidad de medir o cuantificar la situación financiera de una empresa presenta una importancia de gran valor para inversionistas, directivos de las mismas empresas, los supervisores y hacedores de política por parte del Estado, debido a esto, la necesidad de modelos acertados que aproximen un escenario para la toma de decisiones ha venido en aumento. Como resultado, se pueden encontrar trabajos orientados a determinar no solo los métodos más precisos, si no, también las variables para dicho propósito. Por esto durante la revisión de literatura se han hallado documentos de distintos sectores económicos, con base de datos específicos para un año o de periodos del tiempo, realizados en el territorio nacional o en otros países.

En la presente investigación se tomaron trabajos internacionales enfocados en sectores o economías de características similares al objeto de estudio. Tras una aproximación análisis discriminante multivariado (ADM) a una base de datos panel de las empresas ecuatorianas del sector manufacturero entre los periodos 2010-2014 con 71 firmas, Chávez y Córdova (2017), cumplen con el objetivo propuesto, al encontrar que únicamente las ratios corrientes, de rentabilidad del patrimonio, rentabilidad del activo y apalancamiento total, son significativos para determinar la gestión financiera de las empresas, con un grado de acierto sobre el 90%. En este estudio, la variable dependiente corresponde al “desempeño financiero” de las empresas, que es calculado como una posición promedio de cada empresa por sus razones financieras, dividiendo la base en 2 grupos, el primero con 32 firmas de gestión fuerte y 39 débiles. También concluyen que la disponibilidad de efectivo y menores niveles de deuda reducen el riesgo al que se exponen las empresas (Chávez & Córdova, 2017).

En un estudio realizado a las empresas del sector de construcción para la ciudad de Chillan, Chile de corte transversal-correlacional para los años de 2010 a 2014, Gallardo y Garrido (2016), definen la insolvencia de las empresas mediante un proceso logit, para un total de 29 empresas, 12 catalogadas como quebradas, ya que, suspendieron sus actividades y 17 en vigencia. Como variable dependiente se encuentra la pertenencia al grupo de quiebra y un conjunto de explicativas con 9 variables cuantitativas y 3 cualitativas por la caracterización

del sector, sin embargo, solo una de las cualitativas es significativa, tipo de construcción y de las cuantitativas lo son: endeudamiento, liquidez y razón corriente (Gallardo & Garrido, 2016).

Eduardo Ringeling (2004) realiza una comparación entre los diferentes modelos de predicción de quiebra aplicados al mercado chileno, encontrando diferencias entre los modelos, comienza por el más simple, univariado de Beaver, pasando por los multivariados de Altman y Ohlson, continuando con modelos de redes neuronales y finalmente con modelos privados a empresas cerradas, enfatiza la importancia del contexto y de la información disponible, para asegurar un resultado verídico y ciertamente predictivo. Mediante la recopilación de trabajos en la materia, Ringeling asevera una ventaja al utilizar modelos multivariados frente a la simplicidad del modelo de Beaver o el conflicto de información disponible extensa como de los modelos de redes neuronales (Ringeling, 2004).

Adicionalmente, una publicación en la revista chilena Estudios de Economía, realizada por Rodríguez, Piñeiro y De Llano (2014), ofrece evidencia empírica de la acertada aproximación a las situaciones financieras que ofrecen los modelos paramétricos, comparándola dicha evidencia con el desempeño de los auditores externos, el estudio se realiza con la población objetivo de 120 empresas en el territorio de Galicia, España, durante el periodo de tiempo comprendido entre 1990 y 1997, estos datos son tomados del Sistema de Análisis de Balances Ibérico (SABI), se utilizan el proceso por ADM y logit, los cuales, posteriormente son incluidos en un único modelo, que define la situación de quiebra como el estrés financiero, su variable dependiente y las 5 variables independientes utilidad neta/exigible total, fondos propios/exigible total, capital circulante/activo total, ventas/activo total y cash flow/activo total, los resultados corroboran los aciertos de los modelos, pero advierten la necesidad de una buena función de los auditores y mecanismos de control para la buena emisión de la información (Rodríguez, Piñeiro, & De Llano, 2014).

Ahora bien, dentro del contexto colombiano se encuentran documentos relacionados a la predicción de la situación financiera de las firmas, entre estos, uno de los precursores en la temática de modelos de predicción en Colombia fue Jorge Rosillo (2002), quien hace una aproximación ADM, para la cual, es necesaria una muestra mayor de 30 observaciones, tomando los estados financieros de 150 empresas por un lapso de 4 años, reduciéndola a 106

con información completa y dejando 26 para la prueba. Posteriormente, realiza una lista de posicionamiento por las razones financieras de cada empresa y promedia la posición de cada una de ellas, considerando las primeras 50 “fuertes” y las 30 posteriores “débiles”, para esto, utiliza 12 indicadores financieros. Como resultado se encuentra que solo 3 variables son discriminantes: el endeudamiento, la rentabilidad del patrimonio y el apalancamiento, obteniendo 94% y 87% de acierto para las empresas fuertes y débiles respectivamente, lo cual, considera como un éxito para la predicción de las situaciones financieras empresariales (Rosillo, 2002).

En cuanto a fuentes oficiales la investigación sobre la predicción de situaciones financieras para las empresas, el Banco de la Republica a manos de Martínez (2003), en donde se realiza un estudio para las empresas con reporte en el Sistema de Información y Reporte Empresarial SIREM, con 9000 empresas como muestra para el año 2000, mediante un aproximación probabilística probit, esta muestra de datos se presenta no balanceada, de las cuales aproximadamente el 2% de las empresas se encuentran en estado de fragilidad, esta situación define la variable dependiente, y 3 variables explicativas; utilidad antes de impuestos/activos totales, obligaciones financieras/activos y efectivo disponible/activo, las cuales son las variables con resultados más significativos, por otro lado también concluye que la variable de tamaño por cantidad de activos no es significativa para determinar el deterioro de las empresas y finalmente en el resultado del documento se observa una tasa de 82% de acierto (Martínez, 2003).

Continuando con lo anterior, el Banco de la Republica en la revista *Vniversitas Económica* publico un trabajo realizado por Gutiérrez (2010), en el cual, se analiza la probabilidad de default para las empresas colombianas mediante un probit, con base en los datos de Superintendencia Financiera y la Superintendencia de Sociedades, recopila información de 19.462 empresas y 168.011 créditos entre los años 1998 y 2007, y la variable dependiente es tener un crédito diferente a una calificación A, relacionada a una tasa de interés alta o baja. Como variables independientes se encuentran el ROA (Return Over Assets), rotación de activos, razón corriente, deuda del activo, variable proxy de liquidez y numero de relaciones bancarias (Gutiérrez, 2010).

En el trabajo realizado por Narváez (2010), el objetivo es comparar las distintas metodologías para la acertada predicción de quiebra en las firmas colombianas, entre ellas, el autor aplica un modelo logístico para las empresas en la base de datos de las mismas del sector industrial de Colombia en el año 2007, una muestra de 72 empresas. Basándose en la ley 116 de 2006 es posible definir las empresas en quiebra o liquidación, siendo esta su variable dependiente, 58 como fuertes y 14 como débiles. Tras las pruebas pertinentes se definen 5 variables explicativas, las cuales, son las discriminantes entre una situación y la otra. Finalmente, en el documento concluye que el método más acertado para el sector industrial colombiano es el Logit con un acierto de más de 80% y resalta la incidencia de un apalancamiento negativo (Narváez, 2010).

En el trabajo de Camacho, Salazar y León se exponen los diferentes métodos de predicción de quiebra y distintas metodologías para realizar las aproximaciones como: análisis discriminante, modelo de regresión logística y finalmente, el modelo multivariado de predicción de insolvencia financiera. Asimismo, crea una ponderación por empresa mediante los resultados de cada modelo presentado para 7 años de información, y se compara con el modelo propio llamado el P-Camacho, con lo cual, se pretende establecer las relaciones de ratios con la salud financiera y prever el fracaso de empresas colombianas del sector textil y confecciones. A partir de estas aproximaciones se asevera que los más acertados son los aplicados por Rosillo y Fulmer. En contraste, se encuentra que los modelos Altman fallan al darle mayor ponderación al patrimonio sobre el pasivo. Por otro lado, el modelo de Pascale erra ya que solo tiene en cuenta ventas/patrimonio, dejando de lado el desempeño de un año al otro. Finalmente, se concluye que para el caso de las empresas textiles de Colombia el P-Camacho es el de mayor acierto al definir las variables de mayor significancia; ROA, cambio en la utilidad neta, endeudamiento, razón corriente, Utilidad antes de impuestos /Patrimonio y Utilidades retenidas/ Activos (Camacho, Salazar y León, 2013).

Forero (2015), propone un modelo de predicción de quiebra para las PYMES colombianas, (determinadas según la ley 905 de 2004), dentro del sector manufacturero, tanto por ADM como mediante un logit, de esta manera busca medir la solvencia financiera de 100 empresas, 45 en funcionamiento, 45 canceladas y 10 para la comprobación. Los resultados arrojan una tasa de acierto considerablemente alta, el proceso logit predice con éxito en el 92% de las

veces, mientras que el ADM lo hace con un 87%, las variables más significativas son; rentabilidad del activo, rotación del activo y nivel de endeudamiento. Adicionalmente, se decide por el uso de la regresión logística ya que no requiere normalidad en los datos (Forero, 2015).

De manera complementaria López (2015), presenta la realización un modelo de predicción de quiebra logit para las PYMES, considera la base de datos de la Superintendencia de Sociedades con 598 empresas entre el periodo 2002 a 2012 colombianas del sector comercio, donde define cuales empresas se consideran PYMES por ventas y las que pertenecen al sector comercial con base a sus operaciones, por esto, determinado a su código CIIU de la cámara de comercio, se desarrolla un logit, donde las variables son: 12 tomadas de trabajos citados, 4 propuestas por el autor y 2 dicotómicas. El autor selecciona 5 variables independientes: utilidad operacional/total activos, total pasivos/total activos, utilidades retenidas/total activos, Utilidad antes de impuestos/ingresos operacionales e inventarios/total activos. Y se especifica como dependiente una variable binaria de “estrés financiero”, mediante un promedio del cambio de los estados financieros con respecto al año inmediatamente anterior, por un periodo de 4 años, dado a la falta de disponibilidad de información para las empresas en quiebra (López, 2015).

De manera más cercana al presente ejercicio, Fontalvo y Morelos (2012), realizan un trabajo publicado en la revista Dimensión Empresarial enfocado a presentar un modelo de la gestión financiera de las empresas del sector automotriz colombiano, específicamente en la región del Atlántico. Como objetivo se plantean medir la gestión financiera mediante el procedimiento ADM y determinar los pertinentes indicadores financieros. Esta investigación uso como base la información de 14 empresas para cada uno de los años 2004 y 2009, extraídas de las Superintendencia de Sociedades y la Cámara de Comercio. Como resultados encontrados se aclara que los mejores indicadores fueron: razón corriente, prueba acida, rentabilidad operativa del activo, apalancamiento a largo plazo, y nivel de endeudamiento. Por otra parte, la variable dependiente la define en dos grupos, cada uno para un año de estudio, (2004 y 2009), y observa las diferencias en los indicadores para cada empresa en estos periodos (Fontalvo & Morelos, 2012).

3. MARCO METODOLÓGICO.

A razón del cumplimiento de los objetivos propuestos en este trabajo, se presenta una breve descripción de los 3 modelos más reconocidos, los cuales fundamentaron las bases para la predicción de quiebra empresarial, tema que ha sido desarrollado desde los años 60's para la implementación en empresas de distintos sectores a través de todo el mundo.

En primer lugar, se evidencia el estudio de William Beaver (1966), considerado como uno de los primeros trabajos de aproximación a modelos de probabilidad de quiebra, dentro del cual se plantea un modelo univariado para la estabilidad financiera de las empresas, con una muestra de 79 firmas para el periodo entre 1954 y 1964 recolectadas de Moody's. De esta manera se efectuó el análisis de 30 relaciones de razones financieras, para finalmente reducirlo a 4 proposiciones finales (Beaver, 1966):

- (1) A mayores reservas, menor probabilidad de fracaso.
- (2) A mayor flujo neto de efectivo por actividades de operación, menor probabilidad de fracaso.
- (3) A mayor cantidad de deuda retenida, mayor probabilidad de fracaso.
- (4) A mayor cantidad de gastos operacionales, mayor probabilidad de fracaso.

Este modelo consiste en el análisis de una única variable capaz de predecir la dificultad financiera de una empresa (Narváez, 2010). Una ventaja de éste, se basa en su simplicidad al ser aplicado y al ofrecimiento de aproximaciones acertadas a la información pertinente de los estados financieros (Ringeling, 2004), sin embargo, esta simplicidad juega igualmente como crítica, puesto que los resultados no pueden ser generalizados, aunado esto a que pueden variar dependiendo de la razón a observar, e incluso podrían ser contradictorios. Se considera que la mayor fuente de explicación de la insolvencia de una empresa se encuentra en la información de los flujos de caja (Aldazábal & Napan, 2014).

En continuación, con el desarrollo en la propuesta de modelos de predicción de quiebra, reduce el segundo modelo, expuesto por Edward Altman (1968), el cual propone una técnica estadística llamada Análisis Discriminante Multivariado (ADM), utilizada para la clasificación de elementos en grupos previamente determinados (Ringeling, 2004). Al aplicar

este modelo, se genera un cálculo de una puntuación a cada empresa, la cual evalúa la pertenencia de la observación a un grupo en específico, teniendo en cuenta puntos discriminantes (Altman, 1968). Este mismo autor construyó el indicador Z-score, inicialmente enfocado para las empresas que cotizaban en la Bolsa de Valores de Nueva York, puntualmente, las seleccionadas en el Dow Jones (García, 2015).

En comparación con el modelo de Beaver (1966), ofrece un mayor entendimiento de las relaciones entre los indicadores y la situación financiera de una empresa, pues se compone de “una ponderación de cinco factores que permiten clasificar las empresas” (García, 2015). Por otro lado, para su implementación no se requiere de una muestra extensa, ofreciendo altos niveles de predictibilidad, 90% para el análisis de un año anterior (Ringeling, 2004). Altman (1968), desarrolló este modelo (Z-score) para empresas manufactureras que cotizaban en bolsa, recibiendo alegatos por no tener en cuenta en el mismo empresas de otra índole o con pocas posibilidades de cotizar, lo que terminó en la expansión del modelo a dos variaciones: Z1 y Z2 (Narváez, 2010). Las críticas que se dan a los modelos multivariados se basan principalmente en la carencia de bases teóricas económicas o financieras, frente a lo cual, se presenta de manera predominante la significancia empírica (Ringeling, 2004).

Por último, en tercer lugar, se expone el modelo propuesto por Ohlson (1980), considerado de igual manera como una estrategia estadística implementada para aproximar la estabilidad financiera de una empresa, con uso de múltiples variables en la regresión (Ohlson, 1980); es uno de los modelos más utilizados y de mayor eficiencia, pues trabaja con probabilidades (Narváez, 2010). Ohlson (1980), logra definir 4 factores significativos; en primer lugar, el tamaño de la compañía, en segundo lugar, una medida de estructura financiera, en tercer lugar, una medida de desempeño y en último y cuarto lugar, una medida de liquidez (Gallardo & Garrido, 2016).

Ahora bien, a diferencia del ADM, los parámetros se estiman por el proceso de máxima verosimilitud (Ringeling, 2004). En cuanto a la construcción del modelo, se tienen en cuenta diversas características; no es necesario asumir normalidad en la muestra, la estimación puede tener efectos no lineales, no se restringen las variables independientes en número ni en tipo (Gallardo & Garrido, 2016), y adicionalmente, no se sacrifica el porcentaje en la predictibilidad acertada de quiebra (Ringeling, 2004). No obstante, el mismo autor reconoce

la presencia de falencias en el modelo, entre ellas, la carencia de determinación del momento de quiebra y la dependencia a los reportes de los estados financieros (Ohlson, 1980). Adicionalmente, tal como ocurre con el modelo de Altman (1968), no está fundamentado en modelos teóricos de economía o finanzas, si no netamente empíricos (Ringeling, 2004).

Como consecuencia a lo expuesto anteriormente, se procede a la implementación de los modelos multivariados en la muestra, ya que presentan ventajas sobre la propuesta univariada de Beaver (1966), junto con los estimadores de máxima verosimilitud, a diferencia del ADM desarrollado por Altman (1968).

Es importante resaltar que el presente marco metodológico toma como referencia el libro “Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables” (Long, 1997), el cual aporta los soportes teóricos respectivos a los modelos Logit y Probit.

Inicialmente, se plantea un modelo con una variable dependiente discreta y dicotómica, que puede tomar el valor de 1 si la empresa se encuentra en quiebra o 0 de no ser así:

$$y^* = x_j\beta + \varepsilon_j \quad [1]$$

$$y_j = \begin{cases} 1 & \text{si } y_j^* > \tau \\ 0 & \text{si } y_j^* \leq \tau \end{cases} \quad [2]$$

Al definir esta como la variable dependiente, una regresión lineal no es factible, pues, se enfrenta a problemas en la naturaleza de la relación, como heterocedasticidad, un problema de acotamiento (valores fuera del intervalo 0, 1) y fallas en el supuesto de linealidad para valores extremos. Por esta razón se plantean los modelos probit o logit, que se diferencian por el comportamiento de sus residuales. Para el primero, los errores siguen una distribución normal estándar, con media 0 y varianza 1, mientras que, de manera paralela, en una regresión logística, los errores siguen una distribución logística estándar con media 0 y varianza $\pi^2/3$. Como se puede evidenciar a continuación en las ecuaciones [3], [4], [5] y [6].

Teniendo en cuenta lo anterior, surge la importancia de exponer las funciones de distribución acumulada y de probabilidad de ambos modelos:

Función de distribución de probabilidad de los residuos de un logit.

$$\lambda(\varepsilon) = \frac{\exp(\varepsilon)}{[1+\exp(\varepsilon)]^2} \quad [3]$$

Función de distribución acumulada de los residuos de un logit.

$$\Lambda(\varepsilon) = \frac{\exp(\varepsilon)}{1+\exp(\varepsilon)} \quad [4]$$

Función de distribución de probabilidad de los residuos de un probit.

$$\phi(\varepsilon) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\varepsilon^2}{2}\right) \quad [5]$$

Función de distribución de acumulada de los residuos de un probit.

$$\Phi(\varepsilon) = \int_{-\infty}^{\varepsilon} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt \quad [6]$$

Para la estimación de los parámetros en ambos modelos, se utiliza el método de máxima verosimilitud en un modelo de variable latente binaria, por lo que se plantea la siguiente ecuación.

$$\ln L(\beta | y, X) = \sum_{y=1} \ln F(x_j\beta) + \sum_{y=0} \ln[1 - F(x_j\beta)] \quad [7]$$

A razón de formar los valores máximos de verosimilitud en la estimación del modelo, se emplea el método Newton-Raphson, (expresada a continuación), como recurso matemático por iteraciones hasta conseguir la convergencia en el máximo de verosimilitud, designando la matriz Hessiana y asumiendo θ como los valores iniciales.

$$\theta_{n+1} = \theta_n - \left(\frac{\partial^2 \ln L}{\partial \theta_n \partial \theta_n'}\right)^{-1} \frac{\partial \ln L}{\partial \theta_n} \quad [8]$$

A manera de aclaración, se presentan las funciones asociadas para un modelo logit. Dada por la función de probabilidad asociada [9] a que suceda en evento para un sujeto j .

$$\Pr(y_j = 1 | x_j) = \frac{\exp(x_j\beta)}{1+\exp(x_j\beta)} = \frac{1}{1+\exp(-x\beta)} \quad [9]$$

Una vez definido el modelo y concretando la función de probabilidad de ocurrencia de un evento para una regresión logística, se procede a especificar los efectos en la probabilidad para un vector X , de variables; la expresión [10] corresponde a los *odds ratios* de los

parámetros, la cual indica un cambio en veces por unidad adicional, manteniendo el resto constante, el efecto es mayor si $\exp(\beta_k \delta) > 1$ y menor si $\exp(\beta_k \delta) < 1$. Asimismo, se analizan los efectos marginales, al derivar parcialmente por x_k la probabilidad asociada, resultando en la función [11], con la cual se miden los cambios en la probabilidad de ocurrencia por unidad adicional, es acostumbrado presentar estos efectos en niveles de medias, como se muestra en la función [12].

$$\frac{\Omega(X, x_k + \delta)}{\Omega(X, x_k)} = \exp(\beta_k \delta) \quad [10]$$

$$\frac{\delta \Pr(y=1|X)}{\delta x_k} = \Pr(y = 1|X) [1 - \Pr(y = 1|X)] \beta_k \quad [11]$$

$$\frac{\delta \Pr(y=1|X)}{\delta x_k} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N f(X_j \beta) \beta_k \quad [12]$$

Con la intención de validar el modelo, al reafirmar la significancia de las variables y correcta estimación de los parámetros, se prosigue a ejecutar pruebas de hipótesis. El primero de estos test es el de Wald, donde al no rechazar su hipótesis nula $H_0 = \beta_1 = 0$, comprueba la significancia del parámetro, incluso puede ser utilizada a hipótesis más complejas $H_0 = \beta_1 = \beta_2 = 0$, como se muestra en la función [13].

$$W = \sum_{k=1}^2 \frac{\hat{\beta}_k^2}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_k}^2} = \sum_{k=1}^2 \left(\frac{\hat{\beta}_k}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_k}} \right)^2 = \sum_{k=1}^2 Z_{\hat{\beta}_k}^2 \quad [13]$$

Se continua la aplicación de pruebas con el test razón de verosimilitud, el cual evalúa el modelo al remover una de las variables explicativas, en esta prueba la hipótesis nula afirma que las todas las pendientes de las variables son iguales a 0, de no encontrar evidencia para el rechazo, se concluye que el modelo es correcto con todas sus variables independientes, al lograr el máximo de verosimilitud, por esto, remover una de ellas no presentara una mejora en el modelo.

Al extender la validez a los residuales del modelo existen 2 pruebas de interés, la primera el χ^2 , proponiendo que las desviaciones observadas son iguales a las esperadas, mediante 2 ecuaciones, *residual de Pearson* [14] y el *estadístico de Pearson* [15]. La segunda prueba de aplicación es el Pseudo R^2 , que se interpreta entre 0 y 1, entendiendo 1 como el mayor nivel de explicación del modelo por sus variables.

$$r_j = \frac{y_j - \hat{\pi}_j}{\sqrt{\hat{\pi}_j(1 - \hat{\pi}_j)}} \quad [14]$$

$$\chi^2 = \sum_{j=1}^N r_j^2 \quad [15]$$

Finalmente, es comprobada la utilidad del modelo para el pronóstico, mediante pruebas de predictibilidad. Estas se conforman mediante los componentes de correcta clasificación y sensibilidad. A través de la tabla de clasificación es posible advertir la tasa de aciertos del modelo al ubicar los elementos de la muestra en un grupo o el otro, considerando los errores de tipo I y II de la regresión, la misma tabla ofrece un valor de predictibilidad acertada asociada a la coincidencia del modelo. Adicionalmente la curvas de ROC permite un análisis al poder discriminativo del modelo, pues, arroja el porcentaje de la muestra que fue discriminado al clasificar de manera exitosa. Por último, la curva de sensibilidad, revela las variaciones en la clasificación a los cambios en el punto de corte para la discriminación, proporcionando una aproximación al punto de corte apropiado.

4. DATOS.

La fuente para la base de datos es la Superintendencia de Sociedades de Colombia, que resulta de una concatenación de 4 bases de datos iniciales: Estado Flujo Efectivos, Estado Resultados Integrales, Otros Resultados Integrales y Estado Situación Financiera. Inicialmente se contaba con más de 22.000 empresas colombianas, identificadas por su NIT, razón social, tamaño, departamento y código CIIU. Los estados financieros fueron presentados por las empresas con base en las NIIF.

Posteriormente se recopilaron por CIIU por el sector de interés: comercio, mantenimiento y reparación de vehículos automotores y fabricación de vehículos automotores, remolques y semirremolques, obteniendo 581 empresas a estudiar. De las empresas pertenecientes al sector automotriz se reparten en 506 dedicadas al comercio, mantenimiento o reparación y las otras 75 a la fabricación.

Al hacer distinciones por características compartidas por las empresas la base de datos se encuentra dividida por departamentos, el mayor porcentaje de empresas se encuentra entre Bogotá D.C. y Antioquia, que concentran más del 50% de la lista, con 222 y 91 respectivamente, seguidos por el Valle con 63 y Cundinamarca 42 empresas, el resto de los departamentos no superan las 40 empresas por territorio, incluso departamentos donde no hay presencia de empresas con estas actividades económicas. Por otro lado, la información de la base de datos muestra los códigos de la Cámara de Comercio que hacen referencia a la clasificación de las actividades económicas que ejerce cada empresa, que van desde fabricación, mantenimiento y reparación y comercio, de vehículos, nuevos, usados, partes y accesorios, de automotores de 2 o 4 ruedas, remolques y semirremolques, de las cuales la mayoría de las empresas se dedican al comercio.

De esta base de datos final se toman las siguientes cuentas importantes: ganancias o pérdidas, flujos de efectivo por operación, costos de venta, ganancia bruta, inventarios, total activos, total pasivos y total patrimonio. A partir de estas cuentas se crearon las razones financieras asociadas a; indicadores de liquidez; Razón Corriente y Prueba Acida. Indicadores de deuda; Deuda del Activo, Deuda de Patrimonio y Deuda Activo Fijo. Indicador de apalancamiento; Apalancamiento. Indicadores de actividad; Rotación de Cartera, Rotación de Activo Fijo,

Rotación de ventas, Periodo Medio Cobranza e Impacto de Carga Financiera. Indicadores de Rentabilidad; Índice Du Pont, Margen Neto, Margen Operacional, Margen Bruto, Rentabilidad Operacional del Patrimonio, Retorno de Activos y Retorno de Patrimonio.

Considerando la pertinencia de utilizar una base de datos balanceada, se realiza un ajuste para tener una muestra balanceada y de esta manera ser más eficiente en los resultados del modelo. Para esto, se consideró buscar una muestra representativa de la muestra de las 442 empresas con solidez financiera, asegurando no tener sesgo de selección, la ecuación aplicada es la siguiente.

$$n = \frac{z^2 p q N}{e^2(N-1) + z^2 p q} \quad [16]$$

Donde:

Z= Valor de la distribución normal a un 95% de confianza.

P= Proporción de empresas con solidez financiera de la población considerada en el estudio.

Q= (1-P).

N= Cantidad de datos totales en el estudio.

E= Nivel de error aceptado del muestreo (0,05).

Resultado de la ecuación anterior se requieren 190 observaciones de las empresas con solidez financiera, para tener una muestra representativa de este tipo de firmas. La base de datos final consta de un total de 329, repartidas en 57,75% para el primer grupo y 42,25% para el segundo.

5. ESTIMACIÓN.

Se plantea la variable dependiente (y) del caso como empresas en pérdida o ganancia, por la cuenta Ganancia(perdida) en la base de datos, 1 para las empresas de reporte negativo y 0 para el resto.

$$GYL = y_j = \begin{cases} 1 & \text{si } y_j^* > 0,5 \\ 0 & \text{si } y_j^* \leq 0,5 \end{cases} \quad [17]$$

Por lo tanto, se definen como aplicación metodológica los modelos discretos probit y logit. Por esta razón, se realiza la comparación entre estos, para definir cuál es el que permite una predictibilidad mayor en cuanto a las probabilidades de quiebra de una empresa colombiana en el sector automotriz. Mediante el uso del programa estadístico STATA versión 13.

TABLA 1 Resumen variable dependiente GYL.

GYL	#	%
0	190	57,75%
1	139	42,25%

Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

TABLA 2 Resumen de variables para empresas.

-> GYL = 1			-> GYL = 0		
Variable	Obs	Mean	Variable	Obs	Mean
GYL	139	1	GYL	190	0
CIIU	139	.8561151	CIIU	190	.8473684
RZC	139	2.769951	RZC	190	4.450158
FBA	139	1.467116	FBA	190	1.791032
DAC	139	.7729994	DAC	190	.5181427
DPT	139	4.658211	DPT	190	1.324576
DAF	139	19.28436	DAF	190	27.44489
APL	139	5.658211	APL	190	2.320712
RCT	139	13.24901	RCT	190	9.383657
RAF	139	87.1803	RAF	190	50.91211
RVT	139	1.738858	RVT	190	1.476948
DMC	139	327.7692	DMC	190	161.1666
ICF	139	.0590336	ICF	190	.0275411
IDP	139	.0423428	IDP	190	.1020669
MGB	139	.2103479	MGB	190	.2691614
MOP	139	.2103479	MOP	190	.2691614
MGN	139	-.1455857	MGN	190	.0520755
ROP	139	1.724178	ROP	190	.8351522
ROA	139	.3048674	ROA	190	.3270842
ROE	139	-.5765624	ROE	190	.0853621

Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

Partiendo de la base de datos, tomando como información inicial los 18 indicadores financieros para cada empresa se plantea la matriz de correlación, en la que se descartan variables con altos grados de correlación: razón corriente, deuda patrimonio, deuda de activo fijo, apalancamiento, rotación de ventas, margen neto, margen operacional y rentabilidad operacional. En los Anexos No 1 y 2 se encuentra la matriz de correlación.

Mediante el programa estadístico se realiza la regresión evaluando las variables restantes, de este modo, determinando cuales son significativas, a nivel de 5% para los modelos, estas variables resultan ser: deuda del activo, margen bruto, índice Du Pont y ROE. En el Anexo No 3 se encuentra la lista de indicadores, su formulación y las siglas de referencia que serán tomadas en consideración en este documento.

TABLA 3 Significancia de las variables.

VAR	Z	P> Z	95% CONF INTER	
PBA	0,14	0,890	-0,622	0,717
DAC	6,72	0,000	3,044	5,550
APL	-1,55	0,121	-0,052	0,006
RCT	0,40	0,686	-0,011	0,017
RAF	1,07	0,287	-0,001	0,001
DMC	-0,15	0,884	-0,001	0,000
ICF	2,41	0,016	1,177	11,525
IDP	-2,15	0,031	-2,982	-0,138
MGB	-3,26	0,001	-5,592	-1,390
ROA	0,69	0,488	-1,059	2,219
ROE	-2,87	0,004	-1,174	-0,220
_CONS	-5,13	0,000	-3,393	-1,518

Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

Mediante el comando *estat classification* es posible observar el desempeño de cada modelo (logit y probit), además, de la cantidad de aciertos en cada uno de ellos, devuelve el cálculo de las observaciones correctamente ubicadas en los grupos de 1 o 0, ambos muestran porcentajes elevados de aciertos, 81,58% para el logit y 81,05% para el probit.

TABLA 6 Comparación estat classification entre modelos.

MODEL	LOGIT	PROBIT
SENSITIVITY	71,43%	71,43%
SPECIFICITY	57,55%	58,27%
CORRECTLY	81,58%	81,05%

Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

Considerando los resultados anteriores, si bien los modelos presentan un porcentaje similar de aciertos, se considera pertinente realizar un análisis más completo sobre la posible presencia de heterocedasticidad, y corregir el modelo ante el incumplimiento de este supuesto en el modelo. Dada esta situación se presentará un análisis de resultados con el probit, ya que, permite tanto identificarlo como corregirlo.

A continuación, se presentan los resultados del modelo probit, en el cual, se observa el estadístico Chi – Cuadrado que reafirma la significancia global del modelo y el Pseudo-R² que indica la tasa explicativa para la variable dependiente.

TABLA 7 Modelo probit.

```

Probit regression                               Number of obs =      329
                                                LR chi2(4)          =      86.11
                                                Prob > chi2         =      0.0000
Log likelihood = -181.02031                    Pseudo R2          =      0.1921

```

GYL	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
DAC	2.366318	.3335316	7.09	0.000	1.712608 3.020028
MGB	-1.271307	.4636571	-2.74	0.006	-2.180058 -.3625561
IDP	-.8014498	.3562174	-2.25	0.024	-1.499623 -.1032765
ROE	-.2686698	.1018701	-2.64	0.008	-.4683315 -.0690082
_cons	-1.291725	.2444132	-5.29	0.000	-1.770766 -.8126841

Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

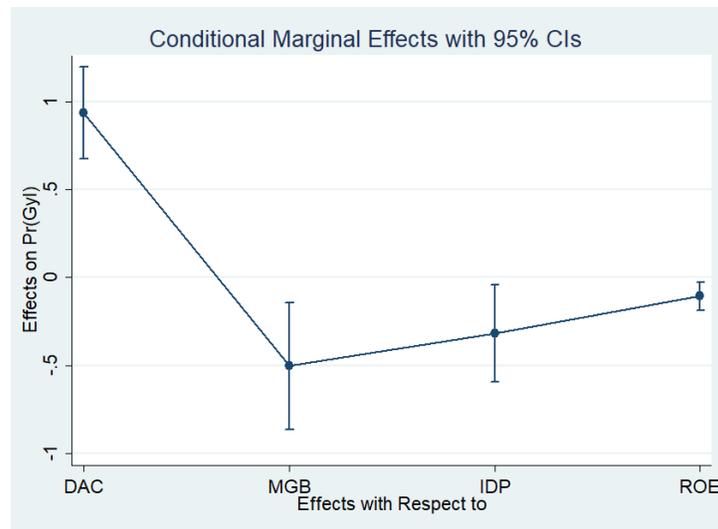
Para la interpretación de las variables y entender la incidencia de estas en la posibilidad de quiebra de las empresas, se calculan los valores de los efectos marginales para cada uno de los coeficientes, junto a sus respectivos intervalos de confianza que evidencian su validez.

TABLA 8 Efectos marginales por media.

VAR	dy/dx	mean
DAC	0,9359	0,6258
MGB	-0,5028	0,2443
IDP	-0,3170	0,0768
ROE	-0,1062	-0,1942

Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

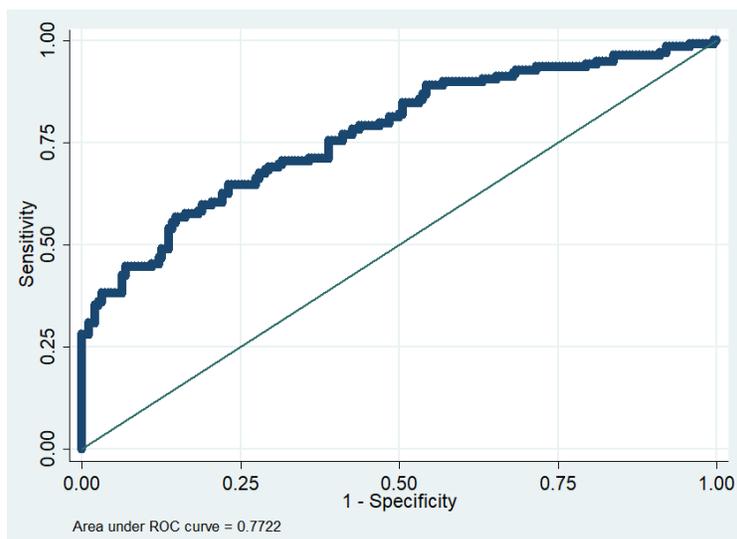
FIGURA 1 Intervalos de confianza para los efectos marginales.



Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

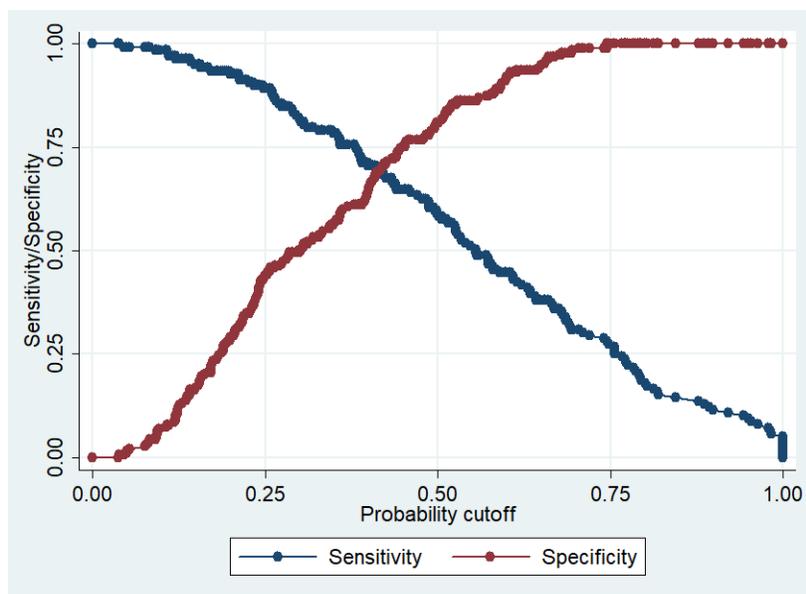
Después se procede a probar el cumplimiento de supuestos al realizar los test de hipótesis, la primera prueba es la curva de ROC demostrando la correcta discriminación del modelo, en este caso de 77,22%. La segunda prueba corresponde a la curva sensibilidad con la variación en los cambios del punto de corte con el que se calcula la clasificación entre los grupos (1 y 0), para este estudio se tomó 0,5.

FIGURA 2 Curva de ROC.



Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

FIGURA 3 Curvas de sensibilidad.



Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

Seguido, se aplica el test de Wald para ratificar la significancia de las variables a ser incluidas en el modelo, primero se hace de manera individual para cada una de las variables y

posteriormente se repite de manera global para la combinación de estas, finalizando, con el test que consideran todas variables a la vez.

TABLA 9 Test de Wald de las variables.

VAR	Chi 2	P>Chi 2
DAC	50,34	0,000
MGB	7,52	0,006
IDP	5,06	0,024
ROE	6,96	0,008
ALL	58,77	0,000

Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

Se comprueba la eficiencia del modelo mediante el test de verosimilitud verificando la significancia global y comparándolo con un modelo que no tiene en cuenta una o más de las variables, donde al no rechazar la hipótesis nula, se demuestra la significancia de las variables.

TABLA 10 Test de verosimilitud.

MODEL	LR Chi 2	P>Chi 2
DAC MGB	15,00	0,000
IDP ROE	74,39	0,000
DAC ROE	13,19	0,001
MGB IDP	70,37	0,000

Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

Finalmente, se realiza la prueba de heterocedasticidad para el probit, donde se identifica que la variable generadora de dicho problema es el ROE, sin embargo, es posible corregir este problema mediante el mismo indicador, esta medida se presenta a continuación.

TABLA 11 Test de heterocedasticidad.

VAR	Chi 2	P>Chi 2
DAC	10,73	0,0010
MGB	8,17	0,0043
IDP	7,73	0,0054
ROE	0,16	0,6916

Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

Mediante esta corrección el modelo finalmente es calculado como se muestra en la siguiente tabla, mostrando significancia en las variables de Deuda del Activo, Margen Bruto, Índice Du Pont y ROE, juntos sus efectos marginales y errores estándar.

TABLA 12 Modelo corregido.

VAR	Z	P> Z	dy/dx	std. Err.
DAC	7,08	0,000	0,9408	0,132
MGB	-2,71	0,007	-0,4959	0,182
IDP	-2,34	0,019	-0,3225	0,137
ROE	-2,81	0,005	-0,0977	0,033

Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

6. CONCLUSIONES.

Este sector cuenta con un monto sobre 5 millones de vehículos pertenecientes al parque automotor de Colombia, lo que se traduce en un aporte a la economía colombiana de más de 6 billones COP, tanto en el comercio como en la fabricación, con una incidencia directa al empleo nacional, y un registro de 581 empresas reportadas en la cadena de actividad del sector. Por estos motivos se reconoce la importancia y potencial del sector automotriz colombiano y por ende el de sus empresas, como consecuencia se reafirma la necesidad de contribuir al estudio del sector mediante trabajos como el presente, de donde puedan tomarse medidas sobre el funcionamiento de las firmas con el objetivo de evitar su quiebra y mejorar los factores claves para la buena gestión de las mismas.

Adicionalmente, mediante la revisión bibliográfica, se define que las metodologías que mejor se ajustan a la variable dependiente asociada al sector automotriz colombiano, son las de elección discreta, es decir, logit y probit, los cuales, permiten determinar los indicadores financieros incidentes en la probabilidad de quiebra de las empresas.

La metodología toma como referente los modelos de elección discreta, en los cuales se estima bajo máxima verosimilitud con el método Newton-Raphson para la optimización de la función. En el caso de estudio se estimó tanto el logit como el probit, reconociendo en el caso del probit los ajustes por heterocedasticidad. Previo para el balanceo de la muestra de empresas se consideró pertinente la realización de un ejercicio de muestro que permitiera determinar la cantidad de empresas significativas de la población.

Dando respuesta a la pregunta investigativa, durante la estimación del modelo se encontró que el modelo final es un probit con un ajuste de heterocedasticidad con la variable ROE. Los indicadores significativos para un modelo de predicción de quiebra en las empresas del sector automotriz en Colombia son:

La Deuda del Activo cuyo efecto marginal indica que ante un aumento de esta razón financiera se incrementa la probabilidad en un 94,08% de que quebrar la empresa. En el caso de la razón financiera de Margen Bruto el efecto marginal indica que ante un aumento de esta razón financiera la probabilidad de quiebra se reduce en un 49,59%, efecto que para el Índice

Du Pont, reduce la probabilidad en 32,25%, mientras que para la razón financiera del Retorno del Patrimonio esta probabilidad se reduce en 9,77%.

Lo anterior, es congruente con la información recopilada durante el proceso de la revisión bibliográfica, en la que muchos autores encuentran significancia en indicadores de deuda, indicadores de actividad e indicadores de rentabilidad.

Se reconoce el efecto de este trabajo como una primera aproximación a este tipo de estudios en el sector, con un aporte significativo que permitirá a próximos estudios tenerlo como referente, a pesar de las posibles limitaciones en la información que fue tomada como base de datos, junto con posibles complementos en la forma de categorizar las empresas y adicionalmente una necesidad de seguir aplicando diferentes tipos de metodologías para el desarrollo investigativo de este tipo de temas.

7. REFERENCIAS.

- Aldazábal, J., & Napan, A. (2014). Análisis discriminante aplicado a modelos de predicción de quiebra. *Revista de La Facultad de Ciencias Contables*, 22(42), 53–59.
- Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, (September).
- BBVA. (2017). *Situación Automotriz*.
- Beaver, W. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure Authors (s): William H . Beaver Source : Journal of Accounting Research , Vol . 4 , Empirical Research in Accounting : Selected Published by : Wiley on behalf of Accounting Research Center , Booth School of Busi, 4(1966), 71–111. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2490171>
- Chávez, N., & Córdova, C. (2017). Medición del riesgo de la gestión financiera de las compañías con la utilización del análisis discriminante: el caso de las industrias de la región 7 del Ecuador. *Revista Publicando*, 4(13), 90–107.
- EConcept AEI. (2016). El Sector De Vehículos En Colombia : Características Y Propuestas De Mejora a Su Régimen Impositivo. *Www.Andemos.Org*, 72.
- Fenalco. (2016). *Informe Del Sector Automotor*.
- Fontalvo, T., & Morelos, J. . (2012). Evaluación de la gestión financiera: empresas del sector automotriz y actividades conexas en el Atlántico. *Dimensiones Empresariales*, 10(2), 11–20. <https://doi.org/10.15665/rde.v10i2.206>
- Forero, L. (2015). *Propuesta de modelo para la evaluación y predicción del riesgo de insolvencia financiera de pequeñas y medianas empresas manufactureras en Colombia*. UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER FACULTAD.
- Gallardo, V., & Garrido, R. (2016). *Aplicación de un modelo de predicción de quiebra a empresas del sector construcción de la ciudad de Chillán*. Universidad del Bío-Bío.

- García, V. (2015). *Análisis financiero: Un enfoque integral* (1º, pp. 330–332). México: Patria S.A. Retrieved from [https://books.google.com.co/books?id=zNBUCwAAQBAJ&lpg=PA330&ots=sxZZJYIpdr&dq=a mayor cantidad de apalancamiento%2C mayor sera la probabilidad de fracaso&pg=PA330#v=onepage&q=a mayor cantidad de apalancamiento, mayor sera la probabilidad de fracaso&f=true](https://books.google.com.co/books?id=zNBUCwAAQBAJ&lpg=PA330&ots=sxZZJYIpdr&dq=a%20mayor%20cantidad%20de%20apalancamiento%2C%20mayor%20sera%20la%20probabilidad%20de%20fracaso&pg=PA330#v=onepage&q=a%20mayor%20cantidad%20de%20apalancamiento,%20mayor%20sera%20la%20probabilidad%20de%20fracaso&f=true)
- Gutiérrez, J. (2010). Un análisis de riesgo de crédito de las empresas del sector real y sus determinantes. *Banco de la República*, (46).
- Long, S. (1997). *Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables*.
- López, E. (2015). *Modelo de Predictibilidad de Quiebra en las Pymes Colombianas del Sector Comercio*. Colegio de Estudios Superiores de Administración – CESA.
- Martínez, O. (2003). Determinantes de Fragilidad en las Empresas Colombianas. *Borradores de Economía*, 259, 23.
- Narvárez, L. (2010). *Análisis de la aplicación de los modelos de predicción de quiebras en Colombia*. UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE OCCIDENTE FACULTAD. Retrieved from <https://red.uao.edu.co/bitstream/10614/1629/1/TCT00757.pdf>
- Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo. (2014). *El sector automotor, Oportunidades de inclusión productiva para poblaciones en pobreza y vulnerabilidad en Bogotá*.
- Ringeling, E. (2004). *Análisis comparativo de modelos de predicción de quiebra y la probabilidad de bancarrota*. Universidad de Chile.
- Rodríguez, M., Piñeiro, C., & De Llano, P. (2014). Determinación del riesgo de fracaso financiero mediante la utilización de modelos paramétricos, de inteligencia artificial, y de información de auditoría. *Estudios de Economía*, 41(2), 187–217.

<https://doi.org/10.4067/S0718-52862014000200002>

Rosillo, J. (2002). Modelo de predicción de quiebras de las empresas colombianas. *Innovar*, (19), 109–124.

8. ANEXOS.

ANEXO 1 Correlación 1.

	RZC	PBA	DAC	DPT	DAF	APL	RCT	RAF	RVT
RZC	1.0000								
PBA	0.9009	1.0000							
DAC	0.0365	-0.0378	1.0000						
DPT	-0.0988	-0.1029	0.0493	1.0000					
DAF	0.0279	0.1029	-0.1642	-0.0103	1.0000				
APL	-0.0988	-0.1029	0.0492	1.0000	-0.0103	1.0000			
RCT	-0.0313	-0.0449	0.0420	-0.0105	-0.0180	-0.0104	1.0000		
RAF	0.0064	0.0444	-0.0331	-0.0121	0.6814	-0.0121	0.0015	1.0000	
RVT	-0.1099	-0.1588	0.2252	0.0010	-0.0504	0.0010	0.3621	0.0722	1.0000
DMC	0.3681	0.2850	-0.0261	-0.0459	-0.0184	-0.0459	-0.0527	-0.0195	-0.1575
ICF	-0.0232	-0.0361	0.1502	-0.0150	-0.0253	-0.0150	-0.0626	-0.0242	-0.1865
IDP	-0.0297	-0.0594	-0.0059	-0.0341	0.0022	-0.0342	-0.2365	0.0898	0.3482
MGB	0.2334	0.1909	-0.1071	-0.0384	-0.0603	-0.0384	-0.1635	-0.0885	-0.3863
MOP	0.2334	0.1909	-0.1071	-0.0384	-0.0603	-0.0384	-0.1635	-0.0885	-0.3863
MGN	0.1615	0.1382	-0.2199	-0.0362	0.0126	-0.0362	-0.0844	0.0028	0.0735
ROP	-0.0166	-0.0331	0.0596	0.8916	-0.0147	0.8916	0.0108	-0.0105	0.0808
ROA	-0.1087	-0.1440	0.0613	0.0047	-0.0664	0.0046	0.2071	0.0101	0.6888
ROE	0.0085	0.0271	-0.0665	-0.7239	0.0075	-0.7239	0.0171	0.0208	0.0711

Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

ANEXO 2 Correlación 2.

	DMC	ICF	IDP	MGB	MOP	MGN	ROP	ROA	ROE
DMC	1.0000								
ICF	0.2442	1.0000							
IDP	-0.0372	-0.1362	1.0000						
MGB	0.0781	0.0864	0.0151	1.0000					
MOP	0.0781	0.0864	0.0151	1.0000	1.0000				
MGN	-0.5420	-0.6031	0.2277	0.2254	0.2254	1.0000			
ROP	-0.0190	-0.0190	0.0030	0.0027	0.0027	-0.0015	1.0000		
ROA	-0.1512	-0.1752	0.4010	0.1570	0.1570	0.1405	0.1148	1.0000	
ROE	0.0059	0.0116	0.1164	0.0166	0.0166	0.0624	-0.5494	0.0724	1.0000

Fuente: Construcción propia mediante STATA versión 13.

ANEXO 3 Tabla de variables.

Prueba Acida	PBA	$(\text{Activo Corriente} - \text{Inventarios}) / \text{Pasivo Corriente}$
Razón Corriente	RZC	$\text{Activo Corriente} / \text{Pasivo Corriente}$
Deuda del Actico	DAC	$\text{Pasivo Total} / \text{Activo Total}$
Deuda del Patrimonio	DPT	$\text{Pasivo Total} / \text{Patrimonio}$
Deuda Activo Fijo	DAF	$\text{Patrimonio} / \text{Propiedad, Planta y Equipos}$
Apalancamiento	APL	$\text{Activo Total} / \text{Patrimonio}$
Rotación de Cartera	RCT	$\text{Ventas} / \text{Cuentas por Cobrar}$
Rotación Activo Fijo	RAF	$\text{Ventas} / \text{Propiedad, Planta y Equipos}$
Rotación de Ventas	RVT	$\text{Ventas} / \text{Activo Total}$
Periodo Medio Cobranza	DMC	$(\text{Cuentas por Cobrar} * 365) / \text{Ventas}$
Impacto Carga Financiera	ICF	$\text{Gastos Financieros} / \text{Ventas}$
Índice Du Pont	IDP	$(\text{Ganancia Neta} / \text{Ventas}) * (\text{Ventas} / \text{Activo Total})$
Margen Neto	MGN	$(\text{Ventas} - \text{Costo de Ventas}) / \text{Ventas}$
Margen Operacional	MOP	$\text{Ganancia Operacional} / \text{ventas}$
Margen Bruto	MGB	$\text{Ganancia Neta} / \text{Ventas}$
Rentabilidad Operacional	ROP	$\text{Ganancia Operacional} / \text{Patrimonio}$
Retorno de Activos	ROA	$\text{Ganancia Bruta} / \text{Activo Total}$
Retorno de Patrimonio	ROE	$\text{Ganancia Neta} / \text{Patrimonio}$

Fuente: Construcción propia.