

Winter 2-2-2021

## **Analisis de insolvencia de las pymes del sector textil en Bogota a partir de sus indicadores financieros**

Angie Paola Cruz Cruz

*Universidad de La Salle, Bogotá, [acruz65@unisalle.edu.co](mailto:acruz65@unisalle.edu.co)*

Maria Fernanda Pairetty Solano

*Universidad de La Salle, Bogotá, [mpairetty03@unisalle.edu.co](mailto:mpairetty03@unisalle.edu.co)*

Follow this and additional works at: [https://ciencia.lasalle.edu.co/finanzas\\_comercio](https://ciencia.lasalle.edu.co/finanzas_comercio)

---

### **Citación recomendada**

Cruz Cruz, A. P., & Pairetty Solano, M. F. (2021). Analisis de insolvencia de las pymes del sector textil en Bogota a partir de sus indicadores financieros. Retrieved from [https://ciencia.lasalle.edu.co/finanzas\\_comercio/629](https://ciencia.lasalle.edu.co/finanzas_comercio/629)

This Trabajo de grado - Pregrado is brought to you for free and open access by the Facultad de Economía, Empresa y Desarrollo Sostenible - FEEDS at Ciencia Unisalle. It has been accepted for inclusion in Finanzas y Comercio Internacional by an authorized administrator of Ciencia Unisalle. For more information, please contact [ciencia@lasalle.edu.co](mailto:ciencia@lasalle.edu.co).

**ANÁLISIS DE INSOLVENCIA DE LAS PYMES DEL SECTOR TEXTIL EN  
BOGOTÁ A PARTIR DE SUS INDICADORES FINANCIEROS**

**MARIA FERNANDA PAIRETTY**

**ANGIE PAOLA CRUZ**

**UNIVERSIDAD DE LA SALLE**

**FACULTAD DE CIENCIAS ECONOMICAS Y SOCIALES**

**BOGOTÁ D.C., 2021**

**ANÁLISIS DE INSOLVENCIA DE LAS PYMES DEL SECTOR TEXTIL EN  
BOGOTÁ A PARTIR DE SUS INDICADORES FINANCIEROS**

**MARIA FERNANDA PAIRETTY**

**ANGIE PAOLA CRUZ**

**INFORME FINAL DE MONOGRAFIA PARA OPTAR POR EL TITULO DE  
PROFESIONAL EN FINANZAS Y COMERCIO INTERNACIONAL**

**MARÍA INÉS BARBOSA CAMARGO**

**TUTORA**

**UNIVERSIDAD DE LA SALLE**

**FACULTAD DE CIENCIAS ECONOMICAS Y SOCIALES**

**BOGOTÁ D.C,2021**

## **Tabla de contenido**

<i>Introducción</i> .....	6
<i>2.Descripción del proyecto investigativo disciplinar</i> .....	8
<i>2.1Antecedentes de la literatura</i> .....	8
<i>2.2 Perspectiva teórica</i> .....	10
<i>2.2.1.Razones financieras</i> .....	10
<i>2.2.2.Modelos de insolvencia</i> .....	12
<i>2.3 Marco conceptual</i> .....	14
<i>2.4 Marco normativo</i> .....	15
<i>3.Metodología</i> .....	16
<i>3.1.Alcance y enfoque</i> .....	16
<i>3.2.Muestreo y recolección de datos</i> .....	16
<i>3.3 Técnica de análisis</i> .....	20
<i>4.Resultados</i> .....	20
<i>4.1Caracterización del sector textil</i> .....	20
<i>4.1.1Análisis descriptivo de los datos</i> .....	21
<i>4.2 Importancia de los ratios financieros</i> .....	26
<i>4.3Modelos e interpretación</i> .....	27
<i>5.Conclusiones</i> .....	34
<i>6.Referencias bibliográficas</i> .....	35

## **Resumen**

Esta investigación examina la insolvencia de las PYME's en el sector textil mediante un análisis de indicadores financieros. Para ello, se realiza una caracterización de las PYMEs del sector textil ubicadas en Bogotá que han cerrado o se han liquidado durante el periodo de análisis (2017-2019). Seguidamente se define la importancia de los indicadores financieros como factores determinantes de la viabilidad financiera que tendrá una empresa y se identifica cómo las razones financieras pueden ser una herramienta para establecer si las PYMEs se han mantenido en operación o no. Se hace uso de una metodología cuantitativa con alcance explicativo que permita establecer la relación entre los indicadores financieros y la operatividad de las empresas. Se plantea un diseño no experimental con una muestra correspondiente a 424 observaciones, cuya recolección fue realizada mediante la base de datos EMIS University. Los principales hallazgos sugieren que las variables ROA y endeudamiento no son representativas para determinar la salud financiera de las empresas, en tanto razón de liquidez si, por lo que se concluye que no todos los indicadores financieros son útiles a la hora de determinar si una PYME es viable o se encuentra en peligro.

**Palabras clave:** PYME, solvencia, indicadores financieros y liquidez.

## **Abstract**

This research examines the insolvency of SMEs in the textile sector through an analysis of financial indicators. For this, a characterization of the SMEs of the textile sector located in Bogotá that have closed or have been liquidated during the analysis period (2017-2019) is carried out. Next, the importance of financial indicators as determining factors of the financial viability that a company will have is defined and it is identified how financial ratios can be a tool to establish whether SMEs have remained in operation or not. Use is made of a quantitative methodology with explanatory scope that allows establishing the relationship between financial indicators and the operation of companies. A non-experimental design is proposed with a sample corresponding to 424 observations, the

collection of which was carried out using the EMIS University database. The main findings suggest that the ROA and indebtedness variables are not representative to determine the financial health of companies, as a liquidity ratio, yes, which is why it is concluded that not all financial indicators are useful when determining whether an SME it is viable or it is in danger.

**Keywords:** SMEs, solvency, financial indicators and liquidity.

## **Introducción**

Las pequeñas y medianas empresas - PYMEs, son fundamentales en el funcionamiento económico de países en vías de desarrollo, ocupando un gran porcentaje del total empresarial de las naciones y siendo la base de creación de empleo. En Colombia tienen un peso muy importante, desde la perspectiva económica y social. Para colocarlo en contexto, de acuerdo con Franco (2016) “en Colombia, la distribución del tejido empresarial está constituido mayoritariamente, según la denominación de empresas, por microempresas (96.1%), seguido de las pequeñas y medianas empresas (3.8%) y las grandes empresas (0,1%)” (p. 11).

Debido a la importancia económica que tienen las PYMEs en Colombia, es importante evaluar el crecimiento y el desarrollo que estas tienen, según un estudio de Confecámaras en el año 2017, existe una inconsistencia en el funcionamiento de las PYMEs en Colombia, ya que el 60% de las empresas emergentes se quiebran antes de cumplir un ciclo de vida de 5 años, bajo el análisis realizado frente al estudio, se llegó a la conclusión de un panorama desesperanzador para las microempresas, ya que se ven afectadas por factores relacionados con la localización geográfica, la insolvencia y el músculo financiero (Confecamaras,2017).

La insolvencia de las PYMEs en general está definida por investigaciones que analizan estas empresas en función del tiempo que llevan operando en los mercados. Dichos estudios se centran en analizar los resultados de rentabilidad, liquidez y endeudamiento. En la bibliografía utilizada, se han encontrado varios estudios cuantitativos sobre sectores, poblaciones, países y regiones en específico, interesados en saber cómo es el funcionamiento de las PYMEs y los diferentes usos que se le puede dar a la información financiera en su manejo; tanto internamente (gestión y administración) como externamente (créditos e incentivos de parte del gobierno).

De otra parte, se encaminó la investigación al sector textil, porque es una industria con más de 100 años de historia en el país y representa una importante cifra del porcentaje del PIB industrial del 8.6%. Los cambios culturales, sociales, económicos y tecnológicos han impulsado a este sector empresarial a estar preparado para ser más competitivo y mantenerse por un mayor tiempo en el mercado. Sin embargo, el sector no ha presentado el mejor comportamiento, ya que se ha visto afectado por la inestabilidad financiera debido a una

reforma tributaria en el año 2016, según la Cámara de comercio de Bogotá, la reforma genero aumento del IVA de 16% a 19%, esto genero un aumento del precio del comercio lo cual repercute en el consumo de los productos textiles (Cámara de comercio de Bogotá,2017).

Sentando esta información como precedente, surge el interés en determinar qué tanta información aportan los indicadores financieros ya que estos son de suma importancia frente a la quiebra porque evalúan la situación, el desempeño económico y financiero de una empresa frente a la realidad, el objetivo de los indicadores financieros es realizar una gestión financiera optima y eficiente, como Fitzpatrick (1992) quien realizo estudios sobre quiebras empresariales utilizando ratios financieros. De igual forma Jiménez y Mauro (2015) utilizaron indicadores financieros para predecir la quiebra o fracaso de una PYME. Por lo tanto, en la investigación se requiere identificar empresas con un crecimiento sostenible, perdurable e incluso, aquellas que están en riesgo de quiebra o cierre. Basados en los ratios financieras y la literatura revisada, se escogieron como indicadores a analizar de cada compañía, específicamente ROA (Return Over Assets), Endeudamiento y Razón de Liquidez; a estos se le adiciona una variable llamada índice de solvencia.

En ese orden de ideas, dirigimos la investigación a resolver la siguiente pregunta, ¿De qué manera los indicadores financieros permiten determinar la insolvencia o la viabilidad financiera de las PYMEs del sector textil en Bogotá?

Para dar respuesta al interrogante surgido, se planteó como objetivo general, identificar los indicadores financieros que permiten estimar la insolvencia de las PYMEs del sector textil, en el que nos permiten saber cuándo una empresa es viable financieramente y cuando tiene peligro de liquidación y cierre, para el caso de Bogotá, Colombia.

Para ello, se plantearon como objetivos específicos, caracterizar las PYMEs del sector textil ubicadas en Bogotá que han cerrado o se han liquidado durante el periodo de análisis; definir la importancia de los indicadores financieros como factores determinantes de la viabilidad financiera que tendrá una empresa e identificar como las razones financieras pueden ser una herramienta por el cual las PYMEs se han mantenido en operación o no.

En ese sentido, esta investigación aporta una herramienta de decisión para gerentes y/o administradores de empresas en el sector textil, para reafirmar una buena gestión o plantearse la necesidad de diseñar estrategias en pro de conseguir mejores resultados



financieros afines a la sostenibilidad de una empresa.

Esta monografía está organizada en tres capítulos, el primero presenta el marco teórico, el segundo la metodología y el tercero los resultados.

## **2. Descripción del proyecto investigativo disciplinar**

### **2.1 Antecedentes de la literatura**

Dentro de la revisión de la literatura realizada alrededor del tema de quiebra empresarial, se pueden identificar varias problemáticas, una de las cuales es la mala administración. Para Beaver (1966) la quiebra empresarial es la dificultad que atraviesan las empresas para cumplir con las obligaciones financieras contraídas debido a la falta de liquidez o insolvencia. De igual forma, Korol (2013) afirma que los problemas empresariales no son repentinos, sino que se vislumbran entre cinco y seis años antes de su entrada en concurso. En este mismo contexto, Aguilar y Ruiz (2015) establecen la quiebra de las PYMEs del sector textil como un proceso suscitado por la dificultad de pagar las deudas, caracterizado por un resultado operativo muy bajo o negativo, lo cual hace más probable la liquidación.

La mayoría de los autores por tanto consideran que una situación de quiebra o fracaso en las PYMEs del sector textil se presenta cuando estas no poseen capacidad para hacer frente a sus obligaciones exigibles de manera frecuente.

Por otro lado, Peña (2013) destaca en su investigación de las PYMEs en el sector textil, que la vida promedio de las PYMEs es de cinco años, y una amplia mayoría fracasan dentro de los primeros tres años, estando en el entorno del 10% las PYMEs que consiguen mantenerse más allá de los cinco años. No obstante, solo el 1% de las empresas nuevas sobreviven.

En este contexto, se plantean dos investigaciones sobre la predicción de insolvencias, una de ellas es la investigación de Chava y Purnanandam (2010), quienes fueron los primeros en encontrar una relación positiva entre la rentabilidad de las acciones y el riesgo de fracaso. En la segunda, Bauer y Agarwal (2014) señalan que los modelos de riesgos (“hazard models”) añaden mayor capacidad predictiva que los modelos tradicionales de predicción de posibles insolvencias.

En investigaciones similares encontramos autores como Isaac y Oranday (2012), Jaramillo e Isaac (2012, 2015), Maaji, Hiau y Lee-Hwei (2018) y Sirirattanaphonkun y

Pattarathammas (2012), quienes se han encargado de predecir la quiebra en las PYMEs, donde todos han tenido una probabilidad de precisión general por encima del 85,5%.

De manera particular, Isaac y Oranday (2012), en su estudio sobre predicción en España y México, utilizan los modelos obtenidos en los estudios anteriores para determinar variaciones y similitudes en el funcionamiento de las PYMEs en países como España y México.

Otros autores han realizado investigaciones sobre las quiebras empresariales, a partir del uso y análisis de los ratios financieros; uno de ellos es Fitzpatrick (1992), quien realizó estudios con el objetivo primordial de detectar las quiebras empresariales a través de la utilización de ratios financieros. Posteriormente, Winakor y Smith (1995) en su trabajo sobre: modelos microeconómicos, aplicaron técnicas de análisis univariante básico, analizando las tendencias de varios ratios financieros. Así mismo, Fontalvo, Morelos y De La Hoz (2012), hacen un análisis de los indicadores financieros (ratios) en distintos periodos y sectores para exponer su estabilidad financiera y la aplicación que puede tener en distintos ámbitos para el caso en el que han sido desarrollados. De igual forma, Jiménez y Mauro (2015) en diversos estudios utilizan los indicadores financieros (ratios) como rentabilidad y endeudamiento para predecir la quiebra o fracaso de una PYME.

Los mencionados anteriormente son estudios de casos concretos aplicables, que pueden ser utilizados para ampliar la literatura sobre el análisis de indicadores financieros como liquidez, rentabilidad, endeudamiento e índices de actividad. Como ejemplo de esto encontramos resultados de la aplicación de un análisis discriminante a las empresas del sector carbón en Colombia, en la investigación de Fontalvo Herrera, Morelos Gómez, y De La Hoz Granadillo (2012) en el que obtuvieron un 49,5% de exactitud en su resultado, lo que no es suficiente para contar con estos como datos confiables. A pesar de la baja exactitud, es un trabajo que se puede replicar con más datos y modelos que ofrezcan mayor precisión.

Por otro lado, autores como Giner y Gill de Albornoz, (2013), han realizado investigaciones sobre: “Determinantes de la quiebra empresarial en sectores de construcción e inmobiliario”, en el que confirman que la rentabilidad, la rotación de las existencias, el endeudamiento, la liquidez, el crecimiento, la edad y las condiciones

económicas generales impactan en la probabilidad de insolvencia.

Por último, encontramos autores que han propuesto modelos diferentes que ayudan a determinar la rentabilidad de la empresa, uno de ellos es Piedra Pavón (2017) quien utilizó modelos basados en la contabilidad, porque permite un mayor nivel de rentabilidad ajustada al riesgo, por lo tanto, tiene la ventaja de no verse abrumado por el gran volumen de datos que contienen los estados financieros. Por último, autores como Aziz y Dar (2005) han realizado estudios sobre predicción de rentabilidad, para ello utilizaron en un 64% de los casos modelos estadísticos, en un 25% habían hecho uso de técnicas de inteligencia artificial, y en un 11% habían estudiado otro tipo de modelos.

## **2.2 Perspectiva teórica**

Diversos autores han trabajado el tema de las razones financieras y la insolvencia en las empresas. Sin embargo, desde la perspectiva teórica serán resaltados algunas de las investigaciones realizadas, considerando los aportes al uso de las razones financieras, el método utilizado para predecir la probabilidad de quiebra y el planteamiento de modelos de opciones financieras.

### **2.2.1. Razones financieras**

En primer lugar, el autor Graham (1964) adoptó una manera más conservadora de invertir, adentrándose en el estudio de la cuenta de pérdidas y ganancias. Tenía especial interés en las situaciones especiales, por las cuales Graham iba a recibir reconocimiento, como son las acciones o bonos naufragos, liquidaciones, bancarrotas y arbitrajes.

Se incide en tres conceptos que sientan las bases de la estrategia de inversión de Graham, el primero es la distinción entre inversión y especulación, que, según Graham, la inversión es "Una operación de inversión es aquella que, tras un análisis exhaustivo, promete seguridad para el principal y un adecuado rendimiento" (Graham, 2009, p.90).

Y la especulación es definida por Graham en contraposición a la inversión: "Las operaciones que no satisfacen estos requisitos son especulativas". (Graham, 2009, p.90).

El segundo concepto es el valor intrínseco que son los activos, dividendos beneficios y por último el margen de seguridad, este es de suma importancia para reducir el riesgo de la inversión e influye de manera determinante en la rentabilidad obtenida con la operación. Por lo tanto, se puede definir el margen de seguridad como la diferencia que

existe entre el precio de un activo y su valor intrínseco.

Además, Graham expresa que las razones financieras nacieron cerca del año 1930 en Estados Unidos. Durante esa época se hizo presente la depresión y la caída de los mercados de inversión. Como consecuencia provocaba la quiebra de muchas empresas. Este autor identificó que para tomar una acertada decisión era indispensable interpretar los estados de resultados, por medio de un análisis sistemático en el que daba una panorámica para diagnosticar si podía llegar a ser rentable la empresa.

Dado lo anterior, Graham es considerado el padre de las razones financieras porque fue el primero en realizar análisis sistemáticos para la evaluación financiera de una empresa, ya que este tipo de análisis lleva más de setenta (70) años adhiriendo factores como las leyes reguladoras de impuestos.

Posterior a Graham, la mayoría de los estudios que se daban sobre razones financieras eran usados solamente de forma descriptiva, en 1966 los estudios de William Beaver le dieron otra perspectiva a la forma de investigar la capacidad predictiva de los ratios financieros.

William Beaver, fue profesor en la universidad de Chicago y se desempeñó como presidente de la asociación americana de Contabilidad de 1979 a 1981, con base en las investigaciones que realizó Beaver logro obtener uno de los mejores predictores de quiebra y con ello definir conceptos como “fracaso financiero”, con esto logro llevar a la quiebra como ultima consecuencia del fracaso económico y reflejar la incapacidad empresarial para las obligaciones vencidas, para lograr esto la mayoría de estudios que realizó se basaron principalmente en métodos estadísticos y análisis financieros (Ibarra, 2001, p.33).

Por medio de los métodos utilizados logro separar y analizar los componentes de los ratios, calculando para cada uno la medida, tanto de empresas con estabilidad económica como de empresas en quiebra, donde identificó las diferencias entre ambos tipos de empresa.

Uno de los primeros trabajos que realizó Beaver, buscaba identificar una razón financiera que predijera la quiebra empresarial, el trabajo que realizó empezó con una investigación empírica donde decidió obtener una muestra conformada por 79 empresas en quiebra seleccionadas del “Dun and Bradstreet”, estas clasificadas por ramas, es decir según cada sector y capacidad financiera de cada una, contra 79 empresas exitosas sin

quiebra, durante un periodo de 10 años.

En la investigación, se seleccionó como variable dependiente la “quiebra” y como variables independientes una serie de 30 ratios que se aplicaron sobre la clasificación dicotómica de las empresas en quiebra y empresas exitosas, con el fin de validar la capacidad del modelo para predecir la quiebra (Ibarra, 2001).

En conclusión, de esta primera investigación, se logró encontrar que cierta cantidad de ratios son muy buenos predictores de quiebra y permiten detectar la falta de solvencia al encontrar evidencia significativa entre los ratios de los tipos de empresa utilizados.

En un segundo estudio realizado en 1968 por Beaver, logró concluir que los datos contables eran útiles para estimar la sensibilidad de los cambios en los beneficios agregados de las empresas a través del uso de una “Beta contable”.

Finalmente, mediante los estudios rigurosos que realizó Beaver, se afirmó que, tanto a corto como a largo plazo, el ratio cash flow/ pasivo total, ratio de estructura de capital y ratio de liquidez, son los mejores predictores para la quiebra empresarial.

### **2.2.2. Modelos de insolvencia**

En segundo lugar, Altman (1968) hace referencia a un modelo lineal el cual se da una ponderación a ciertas razones financieras para maximizar el poder de predicción del modelo y al mismo tiempo apegarse a ciertos supuestos estadísticos.

Altman utilizó un modelo multivariado, el cual permite predecir el valor de la variable continua o probabilidad de ocurrencia de una variable dicotómica, empleando el método de análisis discriminante, para evaluar el riesgo mediante el uso de cinco ratios contables (fondo de rotación/activos, dotación de reservas/activos, beneficio/activos, capitalización/deuda, y ventas/activos). El resultado de este modelo se denominó predictor de quiebra y fue denominado Z-score. El algoritmo se ha perfeccionado hasta lograr un 95% de confiabilidad en la exactitud de la predicción de quiebra, con dos años de anterioridad a la situación de insolvencia.

Además, Altman (2000) aclara que son suficientes cinco razones financieras para discriminar e identificar las empresas con dificultades financieras que son liquidez, rentabilidad, apalancamiento y solvencia. Este tipo de técnica estadística se utiliza para clasificar una observación dentro de una de diversas agrupaciones a priori que depende de las características individuales de la observación. Fundamentalmente se utiliza para

clasificar y/o hacer predicciones en problemas donde la variable dependiente aparece en forma cualitativa en el contexto del tema tratado, quiebra o no quiebra. El primer paso para aplicar la técnica es establecer clasificaciones de grupo de forma explícita donde el número de grupos originales pueden ser dos o más, razón por la cual muchos analistas se refieren a la técnica de análisis discriminante como múltiple cuando el número de grupos excede los dos, o quizás, y bajo una mejor interpretación del término múltiple este puede ser asociado a la naturaleza multivariada del análisis

Como segundo paso es necesario luego de establecer los grupos, recolectar los datos para los objetos en los grupos, donde el análisis discriminante múltiple en su versión más simple intenta derivar una combinación lineal de esas características que mejor discrimine entre los grupos.

Además, es conocido que los modelos de puntaje Z tienen un uso extensivo en la práctica, poseen una amplia popularidad y difusión en la práctica de evaluar el riesgo crédito. Lo anterior anuncia lo valioso y oportuno de su incorporación en los programas de evaluación de este tipo de riesgos que realizan las empresas especializadas en esa área en nuestro medio. Primeramente, podrían utilizarse este tipo de indicadores para detectar o predecir si las empresas han encontrado o encontrarán dificultades financieras, para que sus encargados intervengan en forma oportuna. En segundo lugar, los puntajes podrían utilizarse para evaluar el rendimiento con el fin de decidir si la empresa se debe reorganizar o liquidar, pues el indicador puede generar un fuerte argumento para sugerir en el peor escenario, una estrategia oportuna y ordenada de quiebra; o bien, tomar decisiones sobre cuánto de la estrategia debe ser implementada

Por otro lado, Beaver (1966), realizó un modelo univariable en el que estudio los estados financieros de las empresas, analizando aproximadamente 30 indicadores financieros en grupos diferentes, entre ellos estaba el indicador de rotación, los activos líquidos-pasivo corriente, entre otros. Al analizar los indicadores, se determinó que el ratio de Beaver más conocido como flujo de efectivo/ pasivo total fue uno de los mejores para predecir el fracaso en una empresa, además, este autor también demostró que el activo a corto plazo/ pasivo a corto plazo no era útil al momento de predecir el fracaso, por lo cual, este modelo evidencia que los ratios de flujos son los que predicen insolvencia en una empresa en lugar de los ratios de posición ya que estos últimos pueden ser manipulados

fácilmente por las compañías. Los hallazgos que el autor demostró en este modelo fue que las razones financieras son útiles para predecir el fracaso en las empresas por lo menos cinco (5) años antes de que suceda, además, las empresas que se quedaron insolventes tenían mejor flujo de efectivo y menor reserva de activos y a pesar de que las compañías tenían insolvencia incurrían en más préstamos que las empresas liquidas.

Pero una de las desventajas de este modelo es que los ratios pueden presentar resultados contradictorios, debido al carácter multivariable es por esto que al realizar la correspondiente evaluación se debe realizar un análisis que permita tener en cuenta varios aspectos financieros.

### **2.3 Marco conceptual**

A continuación, se relacionan los conceptos utilizados en la elaboración de este trabajo, para entrar en contexto:

- **Insolvencia:** Es la situación en la que un comerciante tiene la incapacidad o impotencia de pagar sus deudas dado que estas son mayores al capital que posee (Barry, 2001)
- **Liquidez:** Es la capacidad a corto plazo, la facilidad que tiene una compañía para obtener dinero y así poder hacer frente a sus obligaciones, es decir, es la facilidad de convertir inversiones y activos en dinero en efectivo, esto se conoce como tesorería (Bernstein, 1999)
- **Rentabilidad:** La capacidad de una empresa de obtener beneficios por hacer máximo el rendimiento de la utilidad invertida en la misma, es decir, por invertir dinero en recursos financieros (Pérez, 1981)
- **Ratios financieros:** Son herramientas que se expresan mediante índices para analizar la situación financiera de la empresa mediante un estado de resultados y un balance general. Estos resultados permiten saber si se ha gestionado bien o no la empresa, en el que permite adelantarse a los problemas realizando un análisis en los resultados negativos (Guzmán, 2005)
- **Inversión:** Consiste en un abono de los recursos con el objetivo de obtener un beneficio o un bien futuro asumiendo un riesgo ya que se renuncia a esos recursos (Peumans, 1967)

## **2.4 Marco normativo**

### **Ley de Insolvencia 1116 de 2006**

El régimen judicial de insolvencia regulado en esta ley tiene por objeto la protección del crédito y la recuperación y conservación de la empresa como unidad de explotación económica y fuente generadora de empleo, a través de los procesos de reorganización y de liquidación judicial, siempre bajo el criterio de agregación de valor. El proceso de reorganización pretende a través de un acuerdo, preservar empresas viables y normalizar sus relaciones comerciales y crediticias, mediante su reestructuración operacional, administrativa, de activos o pasivos. El proceso de liquidación judicial persigue la liquidación pronta y ordenada, buscando el aprovechamiento del patrimonio del deudor. El régimen de insolvencia. Además, propicia y protege la buena fe en las relaciones comerciales y patrimoniales en general y sanciona las conductas que le sean contrarias. Es un procedimiento que permite negociar las obligaciones mediante un acuerdo con el sector financiero y personas a las que se les debe; validar ante un juez cualquier acuerdo al que se llegue con los acreedores, o liquidar el patrimonio y volver a empezar desde cero la vida financiera.

En esta ley estarán sometidas las personas naturales comerciantes y las jurídicas no excluidas de la aplicación del mismo, que realicen negocios permanentes en el territorio nacional, de carácter privado o mixto. Así mismo, estarán sometidos al régimen de insolvencia las sucursales de sociedades extranjeras y los patrimonios autónomos afectos a la realización de actividades empresariales.

### **Ley 1380 Régimen de Insolvencia**

Este régimen tiene como objetivo permitirle al deudor acogerse a un procedimiento legal que le permita mediante un trámite de negociación celebrar un acuerdo de pago con sus acreedores y cumplir así con sus obligaciones pendientes sin importar su naturaleza. Este régimen buscara promover la buena fe en las relaciones financieras y comerciales de la persona natural no comerciante que tengan su domicilio en el país.

Por lo tanto, la persona natural no comerciante podrá recibir el procedimiento de



insolvencia en esta ley cuando el deudor se encuentre en cesación de pagos, esto ocurre cuando el deudor incumpla el pago de dos o más obligaciones por más de noventa (90) días o cuando el deudor tenga una o más demandas exigiendo el pago de sus obligaciones.

### **3. Metodología**

#### **3.1. Alcance y enfoque**

Para esta investigación, se determina un enfoque cuantitativo con un alcance explicativo ya que queremos analizar si los indicadores financieros tienen algún efecto o alguna información importante que permita determinar si una empresa está en riesgo de quiebra o no.

Además, se plantea un diseño no experimental y longitudinal, buscando analizar los datos financieros de diversas empresas en un periodo de tiempo dado. Se realizará una trazabilidad de los casos más significativos, donde se evidencie un crecimiento positivo y sostenible de sus indicadores, así como también se resaltarán los casos de empresas que hayan terminado en situación de quiebra y/o liquidación.

#### **3.2 Muestreo y recolección de datos**

De acuerdo con lo expuesto anteriormente, se logró localizar la información financiera de PYMEs del sector textil. Para la selección de estas empresas, se tuvo en cuenta las empresas que tuvieran entre \$5.000 y \$15.000 salarios mínimos como activos. Posteriormente, se consolidó la base de datos teniendo en cuenta cinco variables como el ROA, la razón de liquidez, el endeudamiento y el índice de solvencia.

Según la base de datos EMIS, la variable ROA se calculó teniendo en cuenta las ventas netas sobre el total de los activos. Para el caso de la razón de liquidez se tuvo en cuenta el activo corriente sobre pasivo corriente de cada empresa.

Sin embargo, las variables como endeudamiento e índice de solvencia se calcularon teniendo en cuenta los estudios de algunos autores como por ejemplo Contreras (2006), que en uno de sus estudios explico el endeudamiento como una obligación que será corregida después del pago. Además, este ratio muestra el equilibrio entre la financiación exterior y

los recursos propios de la empresa. Por lo tanto, esta variable se calculó como el total pasivo sobre total patrimonio de cada empresa.

No obstante, Jiménez (2000) hace referencia que el índice de solvencia se define como las obligaciones que tiene cada empresa a largo plazo. Por tal motivo, esta variable se calculó teniendo en cuenta los activos totales sobre los pasivos totales de las empresas.

Se encontraron alrededor de 2,400 empresas del sector en toda Colombia. Teniendo en cuenta que se situó geográficamente la investigación en Bogotá, se aplicó el filtro de la ciudad. En este caso, los resultados de búsqueda se redujeron a 424 PYMEs. El método utilizado para seleccionar la muestra es aleatorio simple porque las unidades de muestreo pueden identificarse fácilmente y la población es pequeña. Luego, inicialmente se trabajará con 424 observaciones.

Estos datos se extrajeron de la base de datos *EMIS University*, la cual constituye una fuente secundaria confiable y práctica para la obtención de información económica y financiera en distintos ámbitos, para su posterior análisis. En la base de datos se tienen las empresas del sector dedicado a la confección de prendas de vestir ubicadas en Bogotá, Colombia; con información financiera de los años a estudiar (2017-2019); asimismo se presenta el índice de solvencia, el cual se utiliza como variable dependiente y por último los ratios elegidos.

Las variables independientes a utilizar en el análisis son tres indicadores financieros. Uno de los indicadores financieros más importantes para medir la rentabilidad de las empresas es el ROA porque es la relación entre el beneficio logrado en un determinado período y los activos totales de una empresa. El segundo indicador financiero que permite saber el porcentaje que tendrán disponibles las PYMEs para pagar sus deudas es el endeudamiento, este es el indicador más preciso para medir el apalancamiento financiero. También se hace uso de la razón de liquidez porque indica la capacidad de una empresa para cumplir con las obligaciones que se aproximan a su vencimiento en el corto plazo.

Además, la variable dependiente es el índice de solvencia, la cual es una variable que demuestra la aptitud que posee una PYME para afrontar todas sus deudas. Es decir, nos permite reconocer si una PYME tiene la capacidad de ser solvente o insolvente. A partir de

lo anterior, se estima un modelo lineal, efectos fijos y aleatorios de panel para poder indicar la elección del mejor modelo.

Esta información encontrada en la base de datos es tomada y consolidada por EMIS de la información disponible en otras fuentes, para el caso de la información, proviene de la Superintendencia de sociedades y la cámara de comercio de Bogotá, las cuales son las fuentes primarias que recogen información financiera de las empresas que estamos tomando como objeto de estudio. La función de la superintendencia es “Producir y suministrar, a partir de los reportes de los supervisados, información útil, confiable y de calidad para la toma de decisiones y para el ejercicio de la función de fiscalización” (superintendencia de sociedades, S/F), así es como obtienen de la información financiera de las empresas supervisadas que la proporcionan y la entidad posteriormente la consolida. Para el caso de la cámara de comercio de Bogotá esta realiza un proceso similar de recolección por medio de las empresas inscritas que le brindan sus datos, no solo los financieros ya que esta tiene un enfoque distinto al de supervisión, así es como tiene información contable de la mayoría de las empresas que desarrollan su labor en la ciudad (Consulte la tabla 1).

**Tabla 1.** Variables en estudio

<b>VARIABLE</b>	<b>DEFINICIÓN CONCEPTUAL</b>	<b>DEFINICIÓN OPERACIONAL</b>
ROA	Es un indicador de productividad. Mide cuantos pesos genera cada peso invertido en activo total.	Ventas netas / Activo total
Endeudamiento	Es un indicador que permite medir las obligaciones de pago de una empresa contraídas con un tercero.	Pasivos totales / Patrimonio
Razón de liquidez	Indica la capacidad que tiene la empresa para cumplir con sus obligaciones financieras, deudas o pasivos a corto plazo.	Activo corriente / Pasivo corriente
Índice de solvencia	Es un indicador que indica la capacidad que tiene una empresa para atender las obligaciones de pago.	Total activos / Total pasivos

Fuente: Elaboración propia a partir de la información del repositorio

### **3.3 Técnica de análisis**

En primer lugar, se plantea un análisis estadístico descriptivo de la información, que incluye la media para la muestra, la desviación estándar, asimetría, curtosis, histogramas y diagramas de caja para cada indicador.

Además, se realiza la estimación de un modelo lineal. Sin embargo, al tener datos panel se verifica la heterogeneidad de los datos por medio de gráficas. Luego, se procede a realizar el modelo de efectos fijos y aleatorios, junto con un test adicional para poder indicar la elección del mejor modelo.

No obstante, los efectos fijos es lo observable y lo determinístico y los efectos aleatorios es todo aquello que no se puede cuantificar ni ser observable

En este mismo contexto, el test de Hausman se utilizó con el fin de encontrar que efecto es viable para la elección del modelo. Además, se tuvo en cuenta que si hay un p valor mayor al 5% se rechaza la hipótesis nula, por lo que sería viable realizar un modelo de efectos aleatorios. En caso contrario, si hay un p valor menor al 5% es factible usar el modelo de efectos fijos.

Adicionalmente, los datos panel incluyen una muestra de empresas para un periodo determinado de tiempo de (2017-2019), lo cual es una base de datos mixta de serie temporal y corte transversal constituyéndose en un panel de datos. Esta técnica permite realizar un análisis más dinámico al incorporar la dimensión temporal de los datos.

El software R, junto con R studio son utilizados para realizar análisis estadístico, este permite tener una mayor profundidad y precisión del estudio a realizar.

## **4.Resultados**

### **4.1 Caracterización del sector textil**

El sector textil es uno de los más dinámicos en Colombia, ya que tiene un excelente posicionamiento por su mano de obra y calidad, además, este sector cuenta con entidades de soporte como lo son la cámara sectorial de la ANDI, Procolombia, clúster textil, entre otros.

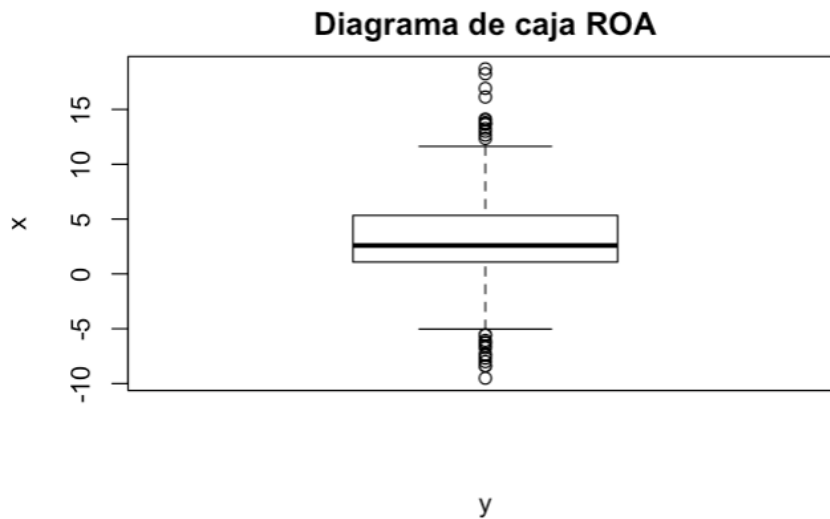
Según el DANE la producción Interna hasta el mes de septiembre del año 2018, creció un 3,5% en hilatura, tejeduría y acabados de productos textiles, y un 0,7% en la producción de prendas de vestir, además la fabricación de productos textiles en el año 2018 realizó

exportaciones por 252.4 millones de dólares FOB mientras que la confección 452.1 millones de dólares.

#### 4.1.1. Análisis descriptivo de los datos

##### Diagramas de caja

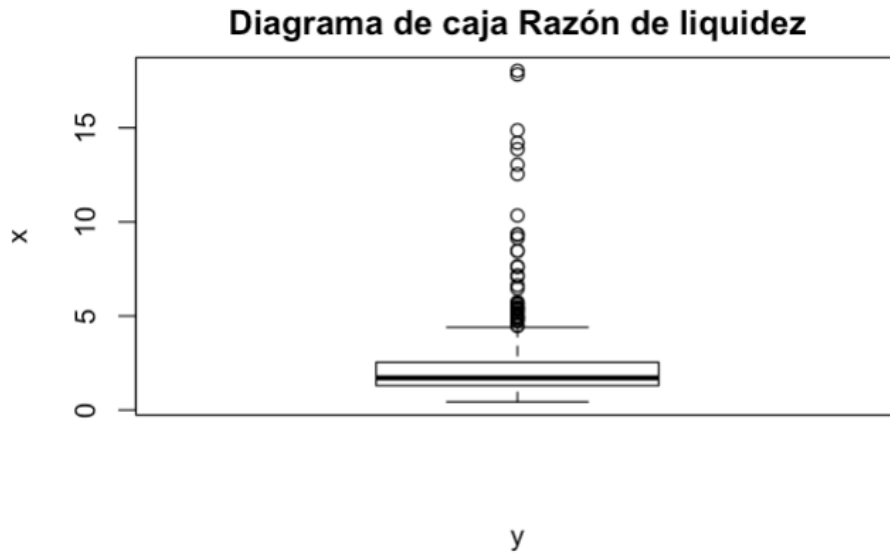
Figura 1. Diagrama de caja ROA.



Fuente: Elaborado con R studio.

Los diagramas de caja muestran la cantidad de datos distribuidos y la viabilidad de los datos de las muestras, este representa varios estadísticos descriptivos entre esos la mediana, en la gráfica se puede ver ilustrada por medio de la línea gruesa dentro de la caja. En este caso la mediana de esta variable se encuentra en 2.5, la distribución de la mediana indica si la distribución de los datos es simétrica o asimétrica. En este caso la parte superior de la caja es mayor que la parte inferior, se encuentran variedad de datos concentrados fuera de los límites superior e inferior.

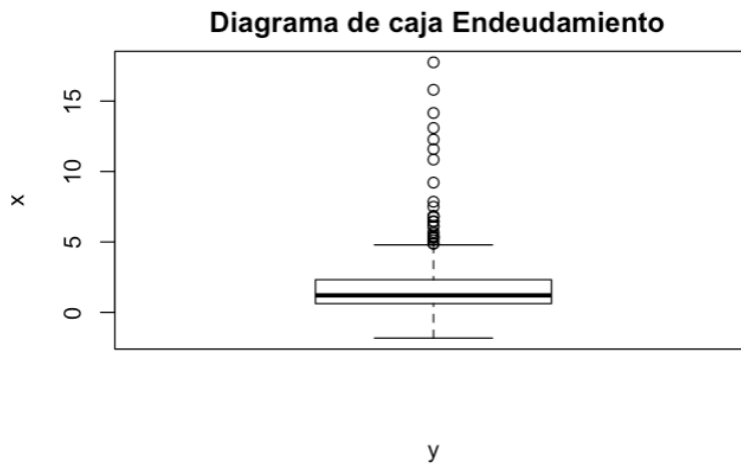
Figura 2. Diagrama de caja Razón de liquidez.



Fuente: Elaborado con R studio.

En este caso se puede observar que la mediana de la variable Razón de liquidez es de 1.7, la distribución de la mediana indica la distribución de los datos si son simétricos o asimétricos, en la gráfica se observa que los datos están distribuidos asimétricamente ya que la mediana no se encuentra en el centro de la caja y la longitud de sus bigotes no tienen la misma distancia, es evidente que hay datos concentrados en el límite superior sin embargo se pueden identificar algunos datos atípicos en el límite superior.

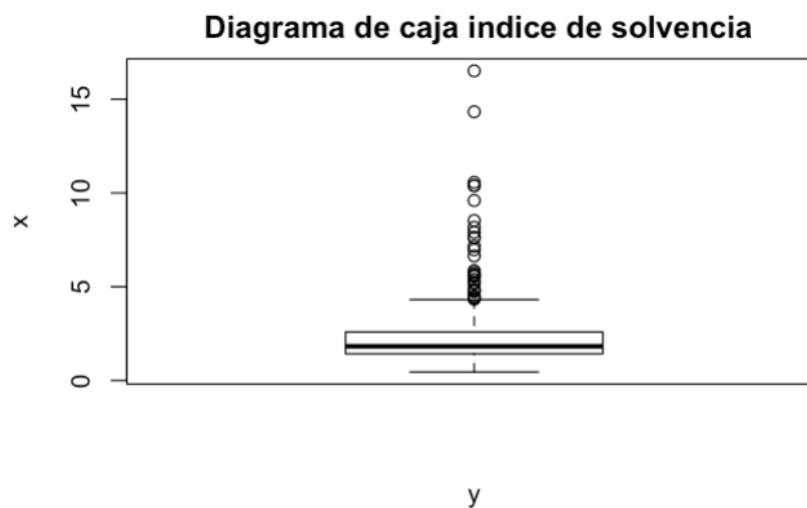
*Figura 3.* Diagrama de caja Endeudamiento.



Fuente: Elaborado con R studio.

En el diagrama de caja de la variable endeudamiento se puede observar que tiene una mediana de 1.2, la parte superior de la caja es mayor que la parte inferior, es decir que los datos se encuentran concentrados en el límite superior, sin embargo, se puede observar que los datos son asimétricos y hay gran cantidad de datos atípicos por encima del límite superior.

Figura 4. Diagrama de caja índice de solvencia.



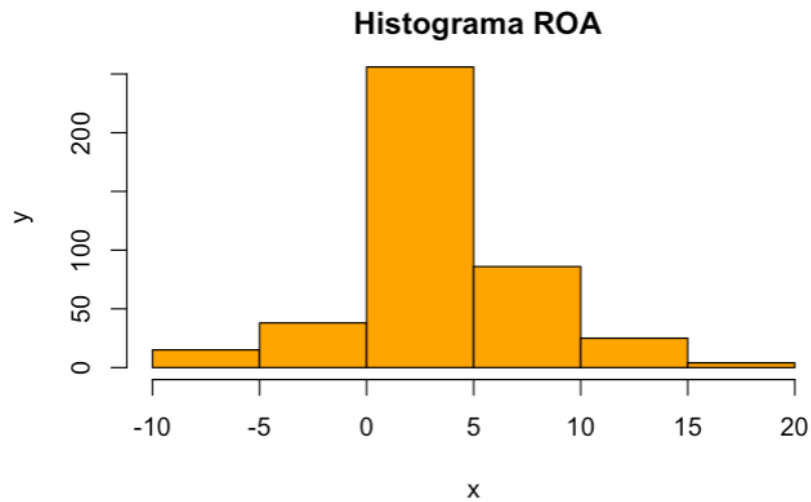
Fuente: Elaborado con R studio.

El diagrama de caja de la variable índice de solvencia muestra que la distribución de los datos se encuentra concentrada en el límite superior mostrando también cierta cantidad de datos atípicos lo cual afecta la viabilidad de los datos, muestra una mediana de 1.8 con una asimetría positiva sesgada a la derecha ya que la parte más larga de la caja es la parte superior a la mediana.

En conclusión, se puede observar que hay similitud en los diagramas de caja de las variables razón de liquidez, endeudamiento e índice de solvencia muestran una mediana entre 1.2 a 1.8 con datos atípicos y asimétricos, a diferencia de la variable ROA, ya que es la única variable que presenta una mediana de 2.5 con datos concentrados en límite inferior y límite superior.

Figura 5. Histograma ROA.

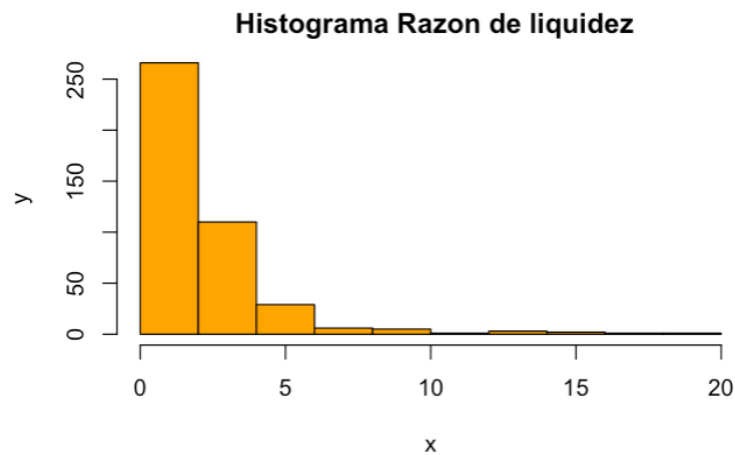




Fuente: Elaborado con R studio.

En la imagen se puede evidenciar el histograma de la variable ROA y la distribución de sus datos, la curtosis establece criterios para decidir la distribución de las frecuencias, en este caso la curtosis es de 1.71, quiere decir que al ser  $> 0$  los datos están muy concentrados en la media por lo tanto tiene una distribución leptocúrtica.

Figura 6. Histograma razón de liquidez.

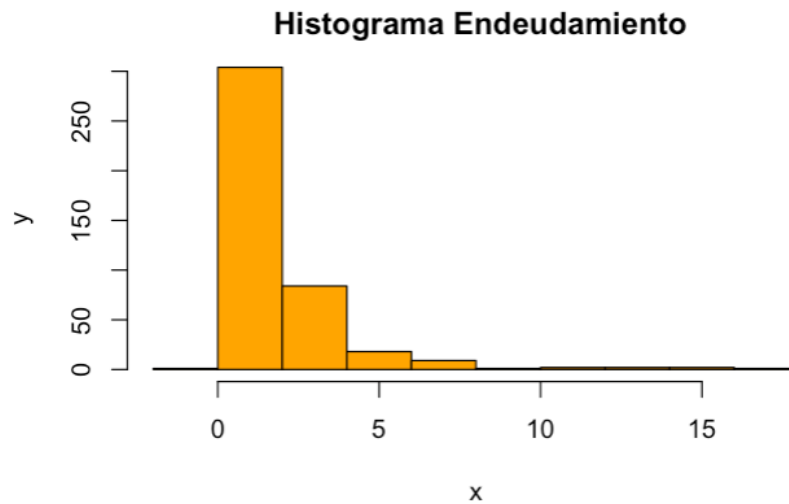


Fuente: Elaborado con R studio.

En esta imagen se puede observar el histograma de razón de liquidez la cual se ve sesgada hacia la izquierda con una concentración de datos a la derecha, con una curtosis de 18.8 estando los datos concentrados en la media, quiere decir que es una distribución en

forma leptocúrtica concentrada a la derecha.

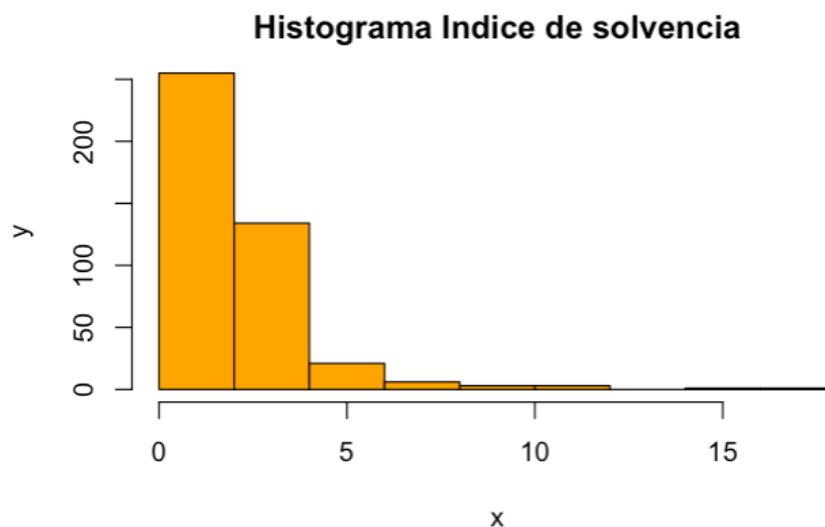
Figura 7. Histograma endeudamiento.



Fuente: Elaborado con R studio.

En el histograma de la variable endeudamiento se puede determinar que se encuentra similarmente como los datos de la variable razón de liquidez sesgada hacia la izquierda con una concentración de datos a la derecha, con una curtosis de  $17,9 > 0$  quiere decir que los datos se encuentran concentrados en la media, con una forma de distribución leptocúrtica, con una curva apuntada hacia la derecha.

Figura 8. Histograma índice de solvencia.



Fuente: Elaborado con R studio.

El histograma de la variable índice de solvencia es similar a las variables razón de liquidez y endeudamiento ya que presenta un sesgo a la izquierda con concentración a la derecha, esta variable muestra gran concentración de los datos en la media.

#### **4.2 Importancia de los ratios financieros**

Se generó una descripción de todas las variables en el que arrojó para el ROA una media y desviación más alta en comparación a las otras variables, una media de 3,34 y una desviación estándar de 4,10. Esto sugiere una gran dispersión de datos de la media. En cuanto al coeficiente de asimetría, los tres indicadores ROA, razón de liquidez y endeudamiento, muestran que la curva de los datos está sesgada a la derecha. Lo que quiere decir, que hay mayor concentración de datos a la izquierda y según el coeficiente de curtosis, los tres indicadores muestran una curva de los datos de característica leptocúrtica. Esto indica que los datos se encuentran más empinados que una distribución normal estándar.

Por otro lado, los datos sin atípicos en ROA, la media no difiere mucho del análisis inicial. Mientras que la desviación estándar, muestra que no hay tanta dispersión en los datos. Por otro lado, el coeficiente de asimetría sigue igual al análisis inicial ya que se puede evidenciar que la curva de los datos está sesgada a la derecha. Lo que quiere decir, que hay mayor concentración de datos a la izquierda. De igual forma, el coeficiente de curtosis sigue siendo leptocúrtica y en cuanto al histograma, este no difiere mucho del análisis inicial.

En este mismo contexto, los datos sin atípicos en la razón de liquidez, la media no difiere mucho del análisis inicial. Mientras que la desviación estándar, muestra que no hay tanta dispersión en los datos y el coeficiente de asimetría sigue igual al análisis inicial ya que se puede evidenciar que la curva de los datos está sesgada a la derecha. Lo que quiere

decir, que hay mayor concentración de datos a la izquierda. De igual forma, el coeficiente de curtosis sigue siendo leptocurtica. En cuanto al histograma, se puede evidenciar que los datos tienen una frecuencia entre 1 y 3, por lo que sigue sesgada a la izquierda con una concentración de datos a la derecha.

No obstante, los datos sin atípicos en el endeudamiento, la media cambia significativamente respecto al primer análisis, pasó de un 3,34 a 1,49. Por tal motivo, la desviación estándar también cambió, indicando que la dispersión de los datos es menor respecto al primer análisis. Sin embargo, el coeficiente de asimetría y curtosis siguió igual con respecto al primer análisis. Además, el histograma cambio respecto al análisis inicial porque los datos tienen una mayor frecuencia entre 0 y 2 y una frecuencia en un dato negativo.

### 4.3 Modelos e interpretación

Para la base de datos tomada, hacemos un análisis general a las tres variables de la investigación.

**Tabla 2.** Resumen de las variables

	<b>Min</b>	<b>1st Qu</b>	<b>Median</b>	<b>Mean</b>	<b>3rd Qu</b>	<b>Max</b>
<b>Year</b>	2017	2017	2018	2018	2019	2019
<b>ROA</b>	-9.510	1.080	2.590	3.220	5.332	18.700
<b>Razón de liquidez</b>	0.440	1.300	1.710	2.373	2.535	18.030
<b>Endeudamiento</b>	-1.8212	0.6273	1.2118	1.8292	2.3069	17.7500
<b>Índice de solvencia</b>	0.4509	1.4239	1.8222	2.3419	2.5838	16.5122

Fuente: Elaborado con R studio

Se puede evidenciar que el promedio más alto es el del ROA. Sin embargo, la razón de liquidez muestra una media razonablemente acorde a la realidad de las empresas en Colombia.

**Tabla 3.** Modelo lineal

```
Call:
lm(formula = `Indice de solvencia` ~ ROA + `Razon de liquidez` +
    Endeudamiento, data = Base_de_datos_5)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-3.8716 -0.5402 -0.3342  0.0984 13.3521

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   2.36439    0.14009   16.878 < 2e-16 ***
ROA           -0.03988    0.01731   -2.304  0.0217 *
`Razon de liquidez` 0.27075    0.03191    8.484 3.76e-16 ***
Endeudamiento -0.29330    0.03374   -8.693 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.43 on 420 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2914,    Adjusted R-squared:  0.2863
F-statistic: 57.57 on 3 and 420 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Fuente: Elaborado con R studio

En este primer modelo se muestra la relación entre la variable dependiente y las variables independientes, en este caso los indicadores financieros ROA, razón de liquidez y endeudamiento. Se tiene las condiciones de viabilidad de la siguiente manera:

**Significancia individual:** Ho:  $B_i=0$ , Ha:  $B_i \neq 0$ ,  $i=1, \dots, 4$

Con un nivel de significancia del 0.05, se rechaza la hipótesis nula ya que el intercepto, las variables ROA, la razón de liquidez y el endeudamiento son significativas. Además, el modelo es significativo dado que cualquier nivel de significancia del p-valor es menor al alfa.

En este mismo contexto, la ecuación es la siguiente:

**Ecuación:**  $Y_{it}=2.36439 - 0.03988X_{Roa} + 0.27075X_{Razon\ de\ liquidez} - 0.29330X_{Endeudamiento} + E_{it}$

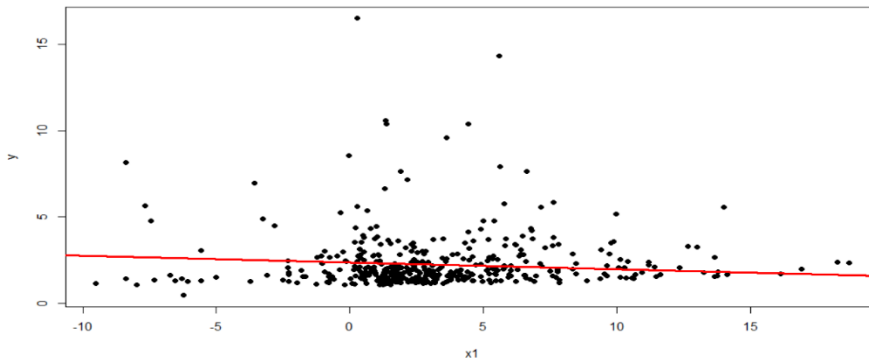
Por otro lado, los coeficientes explican en gran forma la variable independiente.

**R<sup>2</sup>:** Esta condición determina en que porcentaje la línea de regresión toma los diferentes puntos de observación, entre más cercano a uno se explica mejor el modelo. Por lo tanto, este modelo representa un R<sup>2</sup> de 28%, quiere decir que su relación es muy leve.

**Significancia global:** Ho:  $B_2=B_3=B_4=0$  Ha: Al Menos un  $B_i \neq 0, i=2,3,4$

Con un estadístico F del 57.57, se rechaza la hipótesis nula con un valor menor al alfa del 5%.

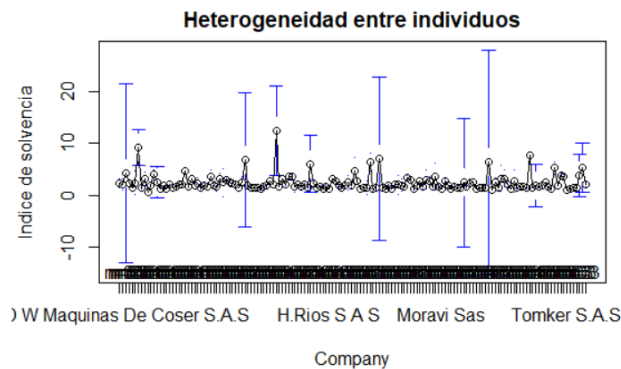
Figura 9. Regresión lineal simple



Fuente: Elaborado con R studio

Esta grafica nos muestra los resultados de la regresión simple, que consta de una variable independiente que en este caso es la variable ROA y la variable dependiente que es el índice de solvencia. No obstante, en la gráfica se puede evidenciar que la línea ajustada es plana, es decir, un coeficiente de pendiente es igual a cero. Por lo tanto, el valor esperado para el peso no cambiara sin importar qué tan lejos se mueva uno por encima o por debajo de la línea. Por lo tanto, un valor P bajo sugiere que la pendiente no es cero, lo que a su vez sugiere que los cambios en la variable independiente se asocian con cambios en la variable dependiente.

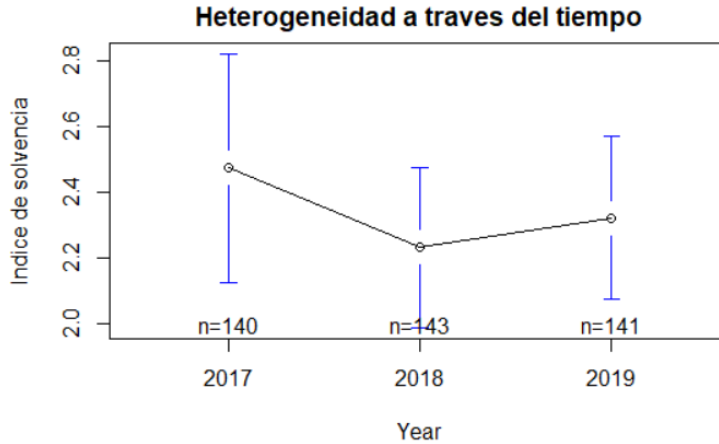
Figura 10. Heterogeneidad entre individuos



Fuente: Elaborado con R studio

En esta grafica se evidencia las medias de la variable Y, en este caso el índice de solvencia en función de las empresas seleccionadas. Los puntos que se ven en la gráfica son las medias de cada una de las empresas y las líneas verticales están representados como los intervalos de confianza, mínimos y máximos. Además, podemos evidenciar que las medias de las empresas son totalmente diferentes por medio de los intervalos de confianza que se ven representados en la gráfica. Por lo tanto, concluimos que existe heterogeneidad entre las empresas. De lo contrario, si existiera homogeneidad se observaría que la línea negra fuera paralela al eje X, se tendrían las mismas medias entre las empresas y los intervalos de confianza serian iguales. Por tal motivo, en este caso no hay homogeneidad. Sin embargo, si se evidencia heterogeneidad en las medias de las empresas seleccionadas.

Figura 11. Heterogeneidad a través del tiempo



Fuente: Elaborado con R studio

En esta grafica se puede observar cómo se agrupan las empresas por año, por ejemplo, en el 2017 se agruparon empresas con un n=140, igualmente se ven las medias y los intervalos de confianza. Además, se evidencia que son diferentes para cada año. Por tal motivo, se puede concluir que el menor índice de solvencia que se obtuvo en los tres años fue en el año 2018.

No obstante, al hacer uso del análisis estadístico en las gráficas. Concluimos que si existe heterogeneidad en las empresas seleccionadas. Por lo tanto, se incorpora en la regresión la heterogeneidad.

Sin embargo, dada la naturaleza de panel de los datos, se procede a realizar la estimación tanto por mínimos cuadrados ordinarios con estimadores agrupados “pooling”, como con estimadores de efectos fijos “within” y efectos aleatorios “random”. Esto es realizado, mediante el paquete plm en el software R-Studio.

**Tabla 4.** Agrupación de modelos

```

Pooling Model

Call:
plm(formula = `Indice de solvencia` ~ ROA + `Razon de liquidez` +
      Endeudamiento, data = Base_de_datos_5, model = "pooling",
      index = c("Company", "Year"))

Unbalanced Panel: n = 150, T = 1-3, N = 424

Residuals:
  Min. 1st Qu.  Median 3rd Qu.    Max.
-4.61572 -0.68364 -0.30741  0.29190 13.95415

Coefficients:
              Estimate Std. Error t-value Pr(>|t|)
(Intercept)    1.465392   0.150738   9.7214 <2e-16 ***
ROA             0.028246   0.018731   1.5080  0.1323
`Razon de liquidez` 0.311097   0.034168   9.1048 <2e-16 ***
Endeudamiento   0.025927   0.036252   0.7152  0.4749
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares:    1212.5
Residual Sum of Squares: 1009
R-Squared:               0.16787
Adj. R-Squared:          0.16192
F-statistic: 28.2421 on 3 and 420 DF, p-value: < 2.22e-16

```

Fuente: Elaborado con R studio

Los resultados de la tabla 4 sugieren una relación directa entre el índice de solvencia y la razón de liquidez, la cual es la única variable exógena que resulta significativa. Este modelo presenta una bondad de ajuste del 16%. Sin embargo, para decidir si la aproximación anterior es adecuada o se debe continuar con la distinción entre modelos de efectos fijos o aleatorios se procede a realizar la prueba de Breusch-Pagan para efectos aleatorios conocida como Multiplicadores de Lagrange. Esta prueba asume en la hipótesis



nula que  $\text{Var}(v_i)=0$ , dando lugar, a preferir el modelo de mínimos cuadrados ordinarios al no rechazar  $H_0$ , esto es, cuando el p-valor de la prueba es mayor al nivel de significancia ( $\alpha$ ).

```
Lagrange Multiplier Test - two-ways effects (Breusch-Pagan)
for unbalanced panels

data: `Indice de solvencia` ~ ROA + `Razon de liquidez` + Endeudamiento
chisq = 8.0639, df = 2, p-value = 0.01774
alternative hypothesis: significant effects
```

Teniendo en cuenta los resultados de la prueba, se concluye que los efectos fijos y aleatorios son significativos, lo que rechaza la estimación de mínimos cuadrados ordinarios presentada en la tabla 4. De allí, que se continué con la comparación entre la estimación de modelos de efectos fijos y efectos aleatorios.

**Tabla 5.** Modelo de efectos fijos

```
Oneway (individual) effect Within Model

Call:
plm(formula = `Indice de solvencia` ~ ROA + `Razon de liquidez` +
      Endeudamiento, data = Base_de_datos_5, model = "within",
      index = c("Company", "Year"))

Unbalanced Panel: n = 150, T = 1-3, N = 424

Residuals:
  Min. 1st Qu.  Median 3rd Qu.  Max.
-4.88132 -0.53325 -0.10842  0.45464  9.76264

Coefficients:
              Estimate Std. Error t-value Pr(>|t|)
ROA           0.043260   0.035777  1.2092  0.2277
`Razon de liquidez` 0.302844   0.045484  6.6583 1.534e-10 ***
Endeudamiento    -0.071151   0.112448 -0.6327  0.5274
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares: 862.73
Residual Sum of Squares: 735.76
R-Squared: 0.14717
Adj. R-Squared: -0.33117
F-statistic: 15.5889 on 3 and 271 DF, p-value: 2.2087e-09
```

Fuente: Elaborado con R studio

Se puede evidenciar que la única variable significativa en el modelo de efectos fijos es la razón de liquidez. En este mismo contexto, la ecuación es:

$$Y_{it} = 0.043260X_{ROA} + 0.302844X_{Razon\ de\ liquidez} - 0.071151X_{Endeudamiento} + E_{it}$$

**Tabla 6.** Modelo de efectos aleatorios

```

Oneway (individual) effect Random Effect Model
(Swamy-Arora's transformation)

Call:
plm(formula = `Indice de solvencia` ~ ROA + `Razon de liquidez` +
     Endeudamiento, data = Base_de_datos_5, model = "random",
     index = c("Company", "Year"))

Unbalanced Panel: n = 150, T = 1-3, N = 424

Effects:
              var std.dev share
idiosyncratic 2.715  1.648    1
individual    0.000  0.000    0
theta:
  Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
    0      0      0      0      0      0

Residuals:
  Min. 1st Qu.  Median    3rd Qu.    Max.
-4.61572 -0.68364 -0.30741  0.29190  13.95415

Coefficients:
              Estimate Std. Error z-value Pr(>|z|)
(Intercept)   1.465392   0.150738   9.7214  <2e-16 ***
ROA           0.028246   0.018731   1.5080   0.1316
`Razon de liquidez` 0.311097   0.034168   9.1048  <2e-16 ***
Endeudamiento  0.025927   0.036252   0.7152   0.4745
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares:    1212.5
Residual Sum of Squares: 1009
R-Squared:                0.16787
Adj. R-Squared:          0.16192
Chisq: 84.7262 on 3 DF, p-value: < 2.22e-16

```

Fuente: Elaborado con R studio

Se puede evidenciar que la única variable significativa en el modelo de efectos aleatorios es la razón de liquidez. Por lo tanto, la ecuación es:

$$Y_{it} = 1.465392 + 0.028246X_{ROA} + 0.311097X_{Razon \ de \ liquidez} + 0.025927X_{Endeudamiento} + a_i + U_{it}$$

Para elegir entre estas dos estimaciones se aplica la prueba de Hausman, En este caso, rechazar la hipótesis nula implica que es preferible realizar la estimación a partir de un modelo de efectos fijos. Como se puede observar en la siguiente salida, no se rechaza  $H_0$  ( $p\text{-valor}=0.7165 > 0.05$ ), lo que implica que la estimación más adecuada es la de efectos

aleatorios.

#### Hausman Test

```
data: `Indice de solvencia` ~ ROA + `Razon de liquidez` + Endeudamiento  
chisq = 1.3535, df = 3, p-value = 0.7165  
alternative hypothesis: one model is inconsistent
```

## 5. Conclusiones

Se logró identificar por medio del modelo de efectos aleatorios que la razón de liquidez permite estimar la viabilidad financiera de las PYME's del sector textil en Bogotá, este coeficiente nos permite saber cuándo una empresa es viable financieramente con disponibilidad de información financiera entre el año 2017 y 2019. Por ende, concluimos que el indicador financiero anteriormente nombrado es un factor determinante de la viabilidad que tendrá una empresa.

Estos resultados nos hacen seguir más a fondo con nuestra investigación teniendo en cuenta que no todos los indicadores financieros como creíamos al inicio de nuestra investigación son reflejo de la salud financiera de una empresa, ya que el endeudamiento y el ROA no brindan información relevante que nos facilita el análisis de las empresas con viabilidad financiera.

## Referencias bibliográficas

Acosta Contreras, L. P., Guerrero López, K. L., & Rodríguez Reita, C. I. (2008). *Evolución de la competitividad de las PYMEs del sector textil en Bogotá, para el subsector textil- confecciones, en el periodo 2000 - 2005*. Recuperado de: <https://ciencia.lasalle.edu.co/economia/52>

Altman, L. E. (10 de septiembre de 1970). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy Recuperado de <https://scholar.google.com/>

Arteche, F. (2002). *La empresa y el desarrollo sostenible*. En XIII Congreso de Valores de Empresa y Sociedad 2002. Recuperado de: <http://www.valorlider.net/documents/02- B211FA.pdf>

Ayales Báez, E. (2011, 9 de octubre). *¿Por qué fracasan las pequeñas empresas?* San José, Costa Rica: ULACIT. Recuperado de: <http://bb9.ulacit.ac.cr/tesinas/publicaciones/039969.pdf>

Bodie, Z., & C. Merton, R. (1999). *Finanzas*. México: Prentice Hall.

Cámara de comercio de Bogotá. (2017a, Enero). *Colombia los retos de la industria textil en 2017*. Recuperado de <https://bit.ly/2Hikn9v>

Contreras, N., & Díaz, E. (2015). *Estructura y rentabilidad: origen, teorías y definiciones*. 35-

43. Recuperado de <https://scholar.google.com/>

Correa, A., Acosta, M., & González, A. (2003, 17 de febrero). La insolvencia empresarial. *Contabilidad*. Recuperado de <https://www.elsevier.es/es-revista->

- Espinosa, F. R. (2013). *VARIABLES FINANCIERAS DETERMINANTES DEL FRACASO EMPRESARIAL PARA LA PEQUEÑA Y MEDIANA EMPRESA EN COLOMBIA: ANÁLISIS BAJO MODELO LOGIT*. Recuperado de <https://scholar.google.com/>
- Fitzpatrick, P. J. (1932). A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed firms. *Certified Public Accountant*, 10(2), 598-605, 656-662 y 727-731.
- Fontalvo Herrera, T., Morelos Gómez, J., & De La Hoz Granadillo, E. (09 de agosto de 2012). *Aplicación de análisis discriminante para evaluar el comportamiento de los indicadores financieros en las empresas del sector carbón en Colombia*. Recuperado de <https://scholar.google.com/>
- Franco Ángel, M. (2011). *Factores determinantes del dinamismo de las PYMES en Colombia*. Universitat Autònoma de Barcelona. España. Recuperado de: Tesis Doctorals en Xarxa (TDX).
- Gómez, M.E., Torre, J.M., & Román, I.M. (2008). Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia. *Española de Finanzas y Contabilidad*.  
Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/revista?codigo=1226>
- Isaac García, J. F., & Oranday Dávila, S. (2012). *Estudio comparativo de modelos probabilísticos de quiebra empresarial en la pequeña y mediana empresa. Evidencia empírica México-España*. Recuperado de <https://scholar.google.com/>
- Isaac García, J. F., & Oranday Dávila, S. (2012). *Modelo probabilístico de quiebra de la pequeña y mediana empresa española. Evidencia empírica. Un modelo econométrico*. Recuperado de <https://scholar.google.com/>
- Ibarra, A. (2001). *Análisis de las dificultades financieras de las empresas en una economía emergente: las bases de datos y las variables independientes en el sector hotelero de la bolsa mexicana de valores*. Universidad Autónoma de Barcelona, Barcelona-España. Recuperado de <https://scholar.google.com/>

- Jaramillo Garza, J., & Isaac García, J. F. (2012). *Modelo probabilístico de quiebra para pequeñas y medianas empresas mexicanas. Una herramienta para la toma de decisiones*. Recuperado de <https://scholar.google.com/>
- Jaramillo Garza, J., & Isaac García, J. F. (noviembre de 2015). *Determinantes de la quiebra empresarial PYME en zacatecas. desarrollo de un modelo probabilístico - predictivo de la quiebra PYME*. Recuperado de <https://scholar.google.com/>
- Korol, T. (2013). Early warning models against bankruptcy risk for Central European and Latin American enterprises. *Economic Modelling*, 31, 22-30.
- Maaji, M. M., Hiau Abdullah, N. A., & Lee-Hwei Khaw, K. (March de 2018). *Predicting Financial Distress among SMEs in Malaysia*. Recuperado de <https://scholar.google.com/>
- Merton, R. (1997), *On the Pricing of Corporate Debt-The risk Structure of Interest Rates*. Recuperado de <https://scholar.google.com/> .
- Pavón Paladinez, A. O. (24 de agosto de 2017). *Determinación de las causas que afectan la liquidez de la empresa cardif complexivo en base a indicadores financieros de actividad*. Recuperado de <https://scholar.google.com/>
- Pereira, A. (2019). *Actualidad de la gestión empresarial en las PYMEs*. Bogotá. Recuperado de Science Direct.
- Piedra, L. E. (18 de enero de 2018). *Indicadores de rentabilidad como herramienta para la toma de decisiones de una empresa industrial periodo 2016 - 2015*. Recuperado de <https://scholar.google.com/>
- Sirirattanaphonkun, W., & Pattarathammas, S. (18 de December de 2012). “Default prediction for small-medium enterprises in emerging market: Evidence from Thailand”, *Seoul Journal of Business*. Recuperado de <https://scholar.google.com/>