



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

INDICADORES FINANCIEROS QUE DENOTAN EL FRACASO EMPRESARIAL EN LAS MIPYMES BOGOTANAS DEL SECTOR SERVICIOS

Michael Adiel Alejandro Duarte Perico

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Económicas

Bogotá, Colombia

2019

INDICADORES FINANCIEROS QUE DENOTAN EL FRACASO EMPRESARIAL EN LAS MIPYMES BOGOTANAS DEL SECTOR SERVICIOS

Michael Adiel Alejandro Duarte Perico

Trabajo de investigación presentado como requisito parcial para optar al título de:

Magister en Contabilidad y Finanzas

Director:

PhD Zuray Andrea Melgarejo Molina

Línea de Profundización:

Finanzas

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Económicas

Bogotá, Colombia

2019

Resumen

Este trabajo tiene como objetivo analizar los indicadores financieros que denotan la situación de fracaso empresarial en las Mipymes bogotanas del sector servicios. La identificación de los indicadores financieros se basa en los modelos de predicción de fracaso empresarial análisis discriminante múltiple y regresión logística, empleando indicadores financieros contruidos a partir de la información reportada en la base de datos SIREM de la Superintendencia de Sociedades por las empresas clasificadas como Mipymes que se encuentran localizadas en la ciudad de Bogotá y que desarrollan actividades del sector servicios, para los años 2011 a 2015.

Como resultado del análisis, se encuentra que los indicadores de rentabilidad son los que muestran mayor capacidad predictiva del fracaso empresarial en las Mipymes bogotanas del sector servicios, y en una menor medida los indicadores de endeudamiento y liquidez.

Palabras claves: fracaso empresarial, indicadores financieros, sector servicios, Mipymes.

Abstract

The aim of this work is to analyze the financial ratios able to indicate the failure of the "Mipymes" in the service sector in Bogota. In order to identify such financial ratios, we used the business failure prediction models known as multilinear discriminant analysis and logistic regression. This study is based on financial ratios made of the data reported between 2011 and 2015 by the companies classified as Mipymes in the sector service in Bogotá. That information is available in database SIREM of the "Superintendencia de Sociedades".

It is found that the profitability indicators are those that show the greatest predictive capacity of failure in "Mipymes" in the service sector in Bogota, and to a lesser extent the indicators of indebtedness and liquidity.

Keywords: Business failure, financial ratios, service sector, Mipymes.

Contenido

	Pág.
Resumen	V
Lista de figuras	IX
Lista de tablas	XI
Introducción	1
1. Planteamiento del problema	4
1.1. Descripción del problema	4
1.2. Pregunta de investigación	9
1.3. Justificación.....	9
1.4. Delimitación temporal.....	10
1.5. Delimitación espacial.....	10
1.6. Objetivos	10
1.6.1 Objetivo general:	10
1.6.2 Objetivos específicos:.....	10
2. Caracterización de la Mipyme bogotana del sector servicios	12
3. Fracaso empresarial: definición, modelos y aplicaciones	18
3.1. Definición de fracaso empresarial	18
3.2. Modelos de predicción de fracaso empresarial.....	23
3.3. Aplicación de los modelos de predicción del fracaso empresarial en Colombia	26
4. Diseño metodología	30
4.1. Tipo de metodología.....	30
4.2. Selección de variables	31
4.3. Selección de la muestra	36
5. Análisis y resultados	39
5.1. Análisis descriptivo de la muestra	39
5.2. Análisis discriminante múltiple.....	43
5.3. Regresión logística.....	51

6. Conclusiones	57
7. Bibliografía.....	60

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1: Tamaño de las empresas bogotanas.....	6
Figura 2: Tamaño de empresas fracasadas en Bogotá, 2017.....	7
Figura 3: Actividad económica empresas fracasadas Bogotá, 2017.....	7
Figura 4: Supervivencia de las empresas creadas.	8
Figura 5: Porcentajes de distribución de Mipymes en Colombia.....	14
Figura 6: Participación por departamentos en el PIB.....	15
Figura 7: Participación por actividades en el PIB nacional.....	17
Figura 8: Definiciones de fracaso empresarial.....	19
Figura 9: Procesos de reorganización y validación judicial iniciados por año.....	20
Figura 10: Liquidaciones judiciales aceptadas por año.....	21
Figura 11: Concordatos terminados por año.....	22
Figura 12: Acuerdos de reestructuración terminados por año.....	22
Figura 13: Clasificación de los indicadores financieros.....	34
Figura 14: Clasificación de indicadores financieros seleccionados.....	35
Figura 15: Resumen estadístico de la variable X8 en los años 2011-2015.....	44
Figura 16: Resumen estadístico de la variable X4 en los años 2011-2015.....	44
Figura 17: Resumen estadístico de la variable X29 en los años 2011-2015.....	45
Figura 18: Resumen estadístico de la variable X28 en los años 2011-2015.....	46
Figura 19: Resultados del análisis discriminante: Histograma.	48
Figura 20: Gráfico de densidad mostrando la separación de los grupos obtenida a partir del modelo encontrado.....	49
Figura 21: Curva ROC o representación de sensibilidad frente a (1-especificidad) del modelo discriminante encontrado dada una precisión media de 88.73%. Cada resultado de predicción representa un punto en el espacio ROC. La línea diagonal representa una clasificación totalmente aleatoria.	50

Figura 22: Análisis de correlación de Pearson usado para no considerar las variables con autocorrelación ($r > 0.7$).....	51
Figura 23: Resumen estadístico de la variable X26 en los años 2011-2015.....	52
Figura 24: Curva ROC o representación de sensibilidad frente a (1-especificidad) del modelo de regresión logística dada una precisión media de 81.9%. Cada resultado de predicción representa un punto en el espacio ROC. La línea diagonal representa una clasificación totalmente aleatoria.....	55

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1: Stock empresarial en Colombia.....	4
Tabla 2: Definición de las Mipymes colombianas según la Ley 905 de 2004.	12
Tabla 3: Clasificación de Mipymes por tamaño.	13
Tabla 4: Actividades inscritas en el registro mercantil dentro del sector de servicios.	15
Tabla 5: Mipymes bogotanas por subsector, año 2015.	16
Tabla 6: Comparación modelos de predicción Altman y Ohlson.	23
Tabla 7: Estudios de fracaso empresarial.	25
Tabla 8: Investigaciones de predicción de fracaso en Colombia 2002-2017.	28
Tabla 9: Tipos de metodología.....	30
Tabla 10: Categorización de indicadores financieros.	31
Tabla 11: Mayor frecuencia de indicadores según la literatura.....	34
Tabla 12: Frecuencias relativa y absoluta del fracaso empresarial en los diferentes sectores en el periodo 2011 - 2015.	39
Tabla 13: Frecuencias relativa y absoluta del fracaso empresarial en las diferentes secciones del CIIU en el periodo 2011 - 2015.	40
Tabla 14: Indicadores financieros promedio por grupo de empresas.	41
Tabla 15: Errores asociados a la clasificación usando la función discriminante encontrada.	47
Tabla 16: Comparación del porcentaje de acierto en investigaciones realizadas y en la propia, utilizando el modelo de Altman.	47
Tabla 17: Comparación del porcentaje de acierto en investigaciones realizadas y en la propia, utilizando el modelo de Ohlson.	55

Introducción

Es preocupante enterarse de los reportes y cifras de la Cámara de Comercio o la Superintendencia de Sociedades, en los que además de aplaudir el emprendimiento de los colombianos por crear y registrar a diario decenas de empresas, se da a conocer que aproximadamente el 80% de éstas, porcentaje escandalosamente alto, fracasan en menos de cinco años, mientras que el 90% no alcanza su décimo año de existencia (Confecámaras, 2016)

Sólo en la ciudad de Bogotá, entre 2009 y 2012, según el informe de la Superintendencia de Sociedades (2013), se crearon 274.792 empresas, mientras que en el mismo periodo se liquidaron 97.747, es decir, se cerraron cerca de un 36% de las empresas que abrieron.

En una economía emergente como la colombiana, es posible encontrar multiplicidad de oportunidades de negocio, lo que estimula la creación de empresas y el crecimiento del stock empresarial. En Colombia, más aún en la metrópoli bogotana donde junto con Cundinamarca se genera el 29,7% del PIB nacional (Cámara de Comercio de Bogotá, 2015), cada sector de la economía ofrece un potencial de crecimiento atractivo. Teniendo en cuenta este porcentaje, nada resulta más conveniente que registrar una empresa para explotar esa oportunidad de negocio que, como buenos emprendedores, se identifica y se cree será el negocio familiar por generaciones.

Es importante destacar que según los criterios establecidos en la Ley 905 de 2004 en cuanto al tipo de empresas que generalmente se crea en Bogotá, se tiene que un 96,4% del stock empresarial puede catalogarse como Mipyme (Ministerio de Comercio, Industria y Turismo, 2014).

En los últimos años en la región de Bogotá-Cundinamarca se ha evidenciado el crecimiento de las empresas dedicadas a la prestación de servicios personales como

asesorías y acompañamientos, servicios inmobiliarios, de transporte y logística, llegando el sector servicios a ocupar el 44% en 2015 (Confecámaras, 2016), y presentando mayores ingresos con el 61,7% en el 2017 (Superintendencia de Sociedades, 2018).

A pesar de ese gran potencial de surgir y mantenerse como empresa, las Mipymes no logran consolidarse en el mercado y se ven obligadas a alargar la interminable lista de fracasos empresariales. Según revelan los análisis estadísticos, el 95% de estos fracasos son atribuibles a la falta de competencia y de experiencia en la dirección de empresas dedicadas a la actividad concreta de que se trate (Perilla, 2015). Es por ello que surge la pregunta ¿cuáles son los indicadores financieros que denotan el fracaso empresarial en las Mipymes bogotanas del sector servicios?, las cifras contables y los indicadores financieros pueden tener la respuesta (Altman, 1968) y pueden, también, guardar la solución a la inestabilidad económica de miles de familias y a la pérdida de los recursos, que muy bien la economía ha definido como escasos.

Desde hace varios años, los indicadores financieros han sido utilizados en diferentes estudios (i.e. Beaver, 1966, Altman, 1968, Ohlson, 1980) para explicar el fracaso empresarial a través de los llamados modelos de predicción, por lo que el objetivo de este trabajo es analizar los indicadores financieros que denotan el fracaso empresarial de las Mipymes bogotanas del sector servicios.

Para tal fin se utilizarán las cifras contables reportadas por las empresas bogotanas catalogadas como Mipymes y pertenecientes al sector servicios, a la Superintendencia de Sociedades para los años 2011 a 2015, a partir de las cuales se identificarán indicadores financieros empleando el análisis discriminante múltiple desarrollado por Altman y la regresión logística desarrollada por Ohlson, dado que son los modelos de predicción más empleados y contrastados empíricamente (Aldazábal y Napán, 2014).

Teniendo en cuenta lo anterior, el trabajo se estructura en siete apartados. En primer lugar, se realiza el planteamiento del problema, en donde se describe y se plantea la pregunta de investigación, seguido de la justificación, la delimitación temporal, la delimitación espacial, y los objetivos. A continuación, se caracteriza la Mipyme bogotana del sector servicios. Posteriormente se aborda el fracaso empresarial, empezando por su

definición, pasando por los modelos básicos de predicción y terminando con la revisión de sus aplicaciones en Colombia.

Luego, se realiza el diseño metodológico identificando el tipo de metodología, las variables seleccionadas y la muestra objeto del estudio.

En la siguiente sección se muestran los análisis y resultados obtenidos de la aplicación de los modelos discriminante múltiple y regresión logística. Finalmente se presentan las conclusiones y la bibliografía.

1.Planteamiento del problema

1.1. Descripción del problema

En este apartado se puede encontrar el planteamiento del problema, la pregunta de investigación, la justificación, la delimitación temporal, la delimitación espacial y los objetivos de la investigación.

En primer lugar, es pertinente mencionar que el stock empresarial en Colombia se ha concentrado cada vez más en la región central del país, esto se evidencia en el informe de Confecámaras (2016) que se resume a continuación en la Tabla 1:

Tabla 1: Stock empresarial en Colombia.

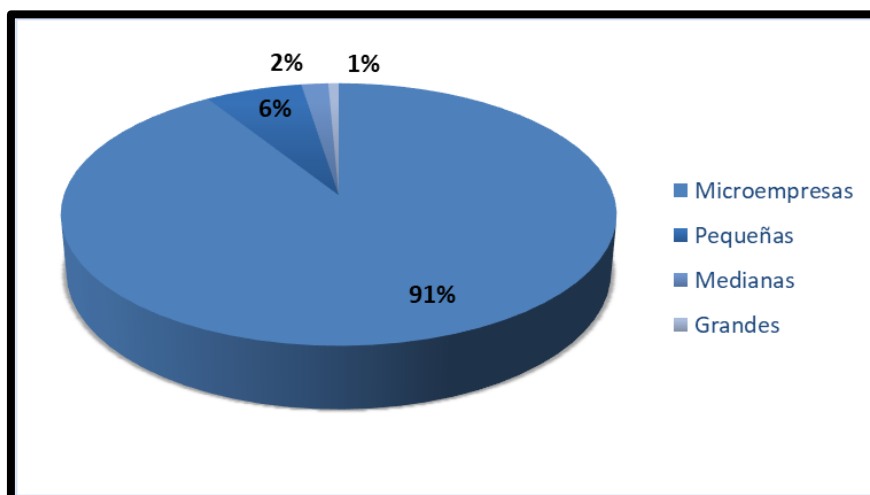
Región	Empresas en 2015	Porcentaje
Centro	529.762	38,40%
Bogotá	386.286	28,00%
Cundinamarca	70.984	5,10%
Huila	32.396	2,30%
Tolima	40.096	2,90%
Antioquia y eje cafetero	241.032	17,50%
Antioquia	166.550	12,10%
Caldas	26.842	1,90%
Quindío	16.156	1,20%
Risaralda	31.484	2,30%
Oriente	192.381	13,90%
Santander	81.641	5,90%
Norte de Santander	43.813	3,20%
Boyacá	38.128	2,80%
Casanare	20.137	1,50%
Arauca	8.662	0,60%
Pacífico	177.572	12,90%
Valle del Cauca	122.751	8,90%
Nariño	29.607	2,10%
Cauca	18.830	1,40%
Chocó	6.384	0,50%
Caribe	174.996	12,70%

Región	Empresas en 2015	Porcentaje
Atlántico	56.747	4,10%
Bolívar	36.607	2,70%
Magdalena	21.194	1,50%
Cesar	18.405	1,30%
Córdoba	15.695	1,10%
Sucre	12.855	0,90%
La Guajira	9.823	0,70%
San Andrés y Providencia	3.670	0,30%
Amazonía y Orinoquía	63.541	4,60%
Meta	39.451	2,90%
Caquetá	9.237	0,70%
Putumayo	8.117	0,60%
Guaviare	2.187	0,20%
Amazonas	2.070	0,20%
Vichada	1.342	0,10%
Guainía	741	0,10%
Vaupés	396	0,00%

Fuente: Adaptado de Confecámaras (2016)

Como se observa, la participación de Bogotá en el stock de empresas del país representa en 2015 el 28%, lo que convierte a esta ciudad en el área de concentración empresarial más importante de Colombia. Por lo anterior, la capital aporta, según la Cámara de Comercio de Bogotá (2016), cerca del 25% del PIB nacional, consolidándose como la región más importante en la actividad productiva y la generación de empleo, ya que uno de cada cuatro nuevos empleos en el país se genera en Bogotá (Cámara de Comercio de Bogotá, 2016).

En la estructura de las empresas bogotanas, al igual que en todo el país, predomina la existencia de Mipymes (micro, pequeña y mediana empresa), como se observa en la Figura 1:

Figura 1: Tamaño de las empresas bogotanas.

Fuente: Elaboración propia con base en Cámara de Comercio de Bogotá (2018)

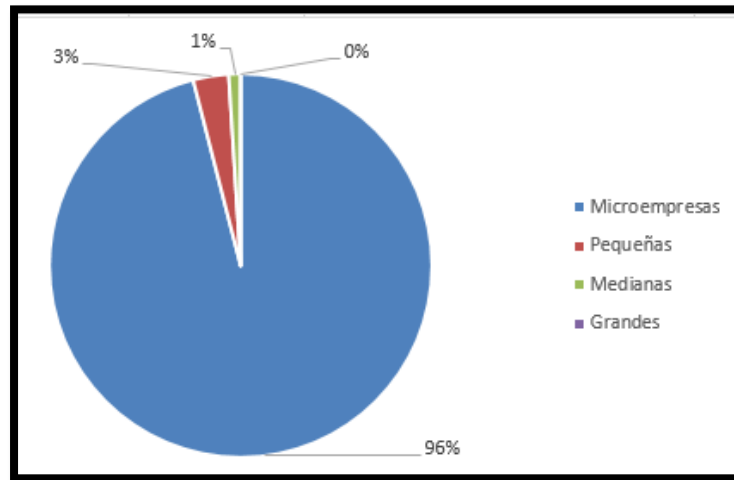
Se tiene un 91% de las empresas catalogadas como microempresas, 6% como pequeñas, 2% medianas y tan sólo un 1% son empresas grandes. Esta situación hace que analizar las Mipymes signifique tener en cuenta al 99% del stock empresarial de Bogotá.

La capital colombiana posee una estructura productiva muy diversificada, en la cual se destacan los servicios personales y empresariales; además de ser el centro financiero nacional, es el de las telecomunicaciones, de los seguros y los servicios profesionales, lo que la convierte en una de las ciudades más dinámica en la actividad empresarial en América Latina (Cámara de Comercio de Bogotá, 2016).

De las empresas creadas en Bogotá entre 2011 y 2012, el 37,7% se ubica en el sector servicios, dentro del cual se destacan las actividades inmobiliarias y de alquiler con un 22,8%; transporte, almacenamiento y comunicaciones con un 6,8%; y la intermediación financiera con un 1,9%.

De otra parte, es posible clasificar por estructura la estadística de las empresas fracasadas en Bogotá en la Figura 2:

Figura 2: Tamaño de empresas fracasadas en Bogotá, 2017.

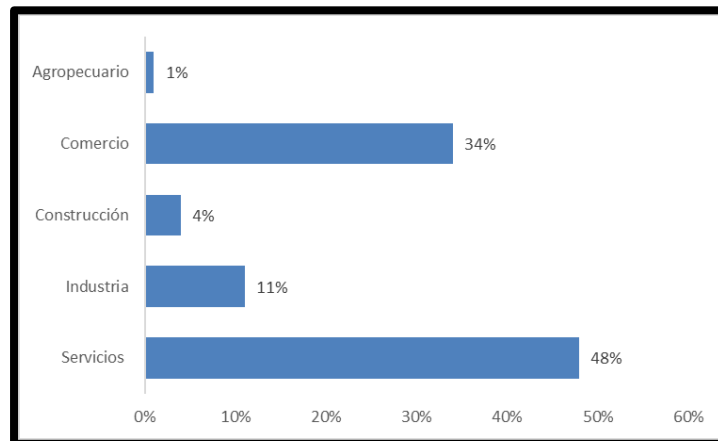


Fuente: Elaboración propia con base en el Registro Mercantil de la Cámara de Comercio de Bogotá, 2017.

Teniendo en cuenta el tamaño de las empresas liquidadas, el 96% fueron microempresas creadas en su mayoría por personas naturales dedicadas al comercio, es decir, alojamiento, empresarios y servicios de comida con un tiempo estimado de menos de tres años de funcionamiento.

Ahora bien, si se observa la Figura 3, la liquidación de empresas se concentra en tres sectores: servicios con un 48%, comercio 34% e industria con un 11%, respectivamente.

Figura 3: Actividad económica empresas fracasadas Bogotá, 2017.

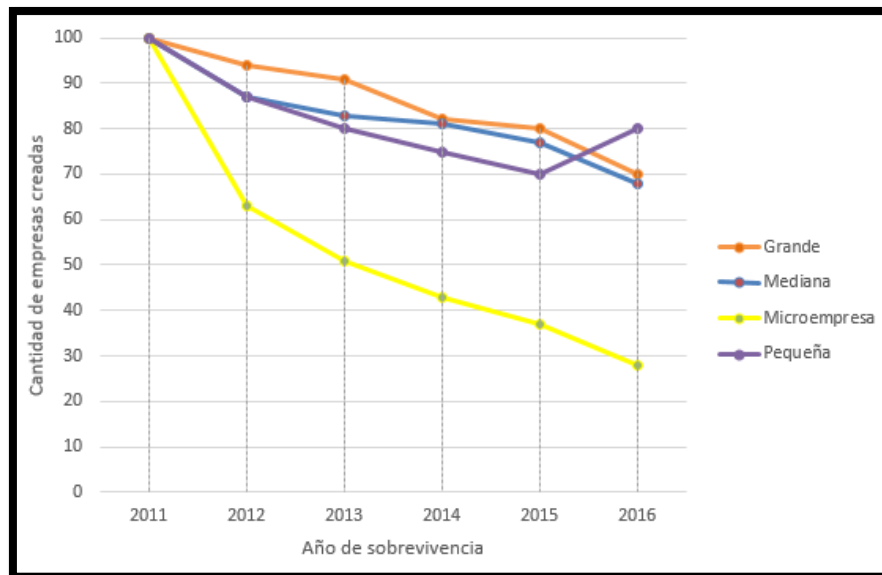


Fuente: Elaboración propia con base del Registro Mercantil de la Cámara de Comercio de Bogotá, 2017.

Se observa que, en definitiva, el sector más representativo de las empresas fracasadas de Bogotá es el sector de servicios por lo que se hace importante realizar un análisis de las Mipymes de este sector económico de la ciudad.

Ahora, si se analizan las tasas de supervivencia de las empresas a 5 años, según Confecámaras (2016), el porcentaje de las empresas que sobreviven a sus primeros cinco años es muy bajo. La tasa de supervivencia decrece según el tamaño de la empresa, así, en la Figura 4, se evidencia que, de las microempresas creadas en 2011, sólo el 29,1% sobreviven en 2016; de las pequeñas empresas sobreviven el 60,4%; y de las medianas empresas el 68%.

Figura 4: Supervivencia de las empresas creadas.



Fuente: Elaboración propia con información de Confecámaras, 2016.

Evidenciada la importancia del sector servicios de la ciudad de Bogotá, dados sus porcentajes de participación en las cifras de stock empresarial en Colombia, así como el predominio de las Mipymes dentro del mismo, y teniendo en cuenta las cifras de fracaso empresarial, se hace necesaria la identificación de indicadores financieros que puedan explicar la situación de fracaso empresarial, con el fin de conocer qué obstáculos llevaron en su momento al fracaso o eventualmente qué aspectos conducen a esta situación.

1.2. Pregunta de investigación

¿Cuáles son los indicadores financieros que denotan la situación de fracaso empresarial en las Mipymes bogotanas del sector servicios?

1.3. Justificación

La empresa propiamente considerada es la base fundamental de la economía, en ella se explican gran parte de los auges y las recesiones económicas, pues es en ella en las que se genera oferta, demanda, empleo, precios, etc. Es por ello que desde la década de 1980, el interés por analizar la dinámica empresarial y sus implicaciones sobre la estructura productiva y el nivel de eficiencia de las empresas ha crecido notablemente (Confecámaras, 2016).

Este interés por estudiar la empresa, sin embargo, se ha enfocado en los aspectos externos, tales como la disponibilidad de crédito, los trámites administrativos y las relaciones con terceros: gobierno, instituciones financieras, proveedores, empleados, etc. (Espinosa et al., 2015). Se hace necesario entonces analizar la empresa desde adentro, específicamente su desempeño financiero, de forma tal que se pueda determinar y monitorear la salud financiera de la misma.

Para tal propósito se hace imprescindible calcular y analizar indicadores financieros a partir de los estados financieros, ya que como afirma Rosillo (2002), los indicadores financieros son un instrumento de control de gestión muy importante en las empresas y de gran utilidad para los bancos de modo que facilitan el análisis de solicitudes sobre nuevos créditos de sus clientes.

Cuando se empieza a analizar la empresa, es importante tener en cuenta el tamaño, pues aunque las empresas grandes sean fuertes motores de la economía, son las Mipymes las que tienen mayor representatividad en el stock empresarial. Como se mostró anteriormente, en la ciudad de Bogotá, donde se encuentra el 28% de las empresas del país, el 99% están representadas en Mipymes.

Luego, si se analiza la división sectorial de las empresas de Bogotá, se tiene que el 49% pertenecen al sector servicios (Cámara de Comercio, 2017), por lo cual, estudiar el grupo de empresas propuesto en este trabajo: Mipymes bogotanas del sector servicios, significaría analizar el grupo de empresas, limitado sectorial y geográficamente, más grande del país. Por lo anterior, resulta pertinente para los empresarios realizar este tipo de estudios, pues podrían a través de los modelos de predicción de fracaso empresarial identificar alertas a través de los indicadores financieros, que permitan tomar decisiones oportunas.

1.4. Delimitación temporal

Se utilizan los reportes financieros de la Superintendencia de Sociedades para los años 2011 a 2015.

1.5. Delimitación espacial

El estudio considera las Mipymes bogotanas del sector servicios cuya información financiera se encuentra en la base de datos SIREM de la Superintendencia de Sociedades.

1.6. Objetivos

1.6.1 Objetivo general:

Analizar los indicadores financieros que denotan la situación de fracaso empresarial en las Mipymes bogotanas del sector servicios.

1.6.2 Objetivos específicos:

1. Caracterizar la Mipyme bogotana del sector servicios.
2. Examinar los estudios de predicción de fracaso empresarial, su evolución y aplicaciones empíricas en Colombia.

3. Identificar los indicadores financieros que expliquen el fracaso empresarial de las Mipymes bogotanas del sector servicios en el periodo 2011-2015, a través del análisis discriminante múltiple.

2. Caracterización de la Mipyme bogotana del sector servicios

En esta sección se define el grupo de empresas objeto del estudio, empezando por demarcar las características de las Mipymes, posteriormente se limita el análisis a aquellas localizadas en la ciudad de Bogotá y se termina caracterizando a las que, adicionalmente, desarrollan actividades del sector servicios.

En Colombia la clasificación de las Mipymes obedece a límites de planta de personal y de activos definidos por la Ley 905 de agosto 2 de 2004 sobre promoción del desarrollo de las Mipymes colombianas, expedida por el Congreso de la Republica.

El artículo 2 de dicha Ley define las siguientes características para clasificar las empresas por su tamaño (Tabla 2).

Tabla 2: Definición de las Mipymes colombianas según la Ley 905 de 2004.

TAMAÑO	PERSONAL POCUPADO	ACTIVOS EN SMMLV* TOTALES
Micro	≤ 10	≤ 500
Pequeña	11 <i>hasta</i> 50	501 <i>hasta</i> 5.000
Mediana	51 <i>hasta</i> 200	5.001 <i>hasta</i> 30.000
Grande	> 200	> 30.000

Fuente: Adaptado del Ministerio de Comercio, Industria y Turismo (2014) * Salario mínimo mensual legal vigente

Cabe aclarar que en este trabajo únicamente se analizan las empresas con activos menores a 30.000 SMMLV, es decir el grupo de las micro, pequeñas y medianas empresas. Ahora bien, según cifras del Ministerio de Comercio, Industria y Turismo (2014), las Mipymes generan el 81% del empleo y aportan el 40% del PIB.

Basado en cifras del Registro Único Empresarial, para febrero del año 2014 el 81,7% del stock de empresas registradas en Cámara de Comercio se ubica dentro del grupo de Mipymes y solo el 0,7% como grandes. La clasificación completa por tamaño se distribuye de la siguiente manera (Tabla 3).

Tabla 3: Clasificación de Mipymes por tamaño.

TAMAÑO	CANTIDAD	PARTICIPACIÓN
No determinado	153.646	17,52%
Microempresas	616.420	70,28%
Pequeña	79.261	9,04%
Mediana	20.897	2,38%
SUBTOTAL MIPYMES	716.578	81,70%
Grande	6.815	0,78%
TOTAL	877.039	100,00%

Fuente: Adaptado del Ministerio de Comercio, Industria y Turismo (2014)

En ese grupo mayoritario conformado por las Mipymes, Asobancaria (2018) identifica determinantes de la supervivencia microeconómicos, macroeconómicos y geográficos.

Los determinantes microeconómicos se relacionan con elementos propios de la empresa y su entorno, tales como su estructura administrativa, relacionada con la capacidad de implementar el uso de nuevas tecnologías e incrementar la innovación de procesos productivos; y el contexto sectorial, donde la probabilidad de supervivencia depende del sector productivo al que pertenece.

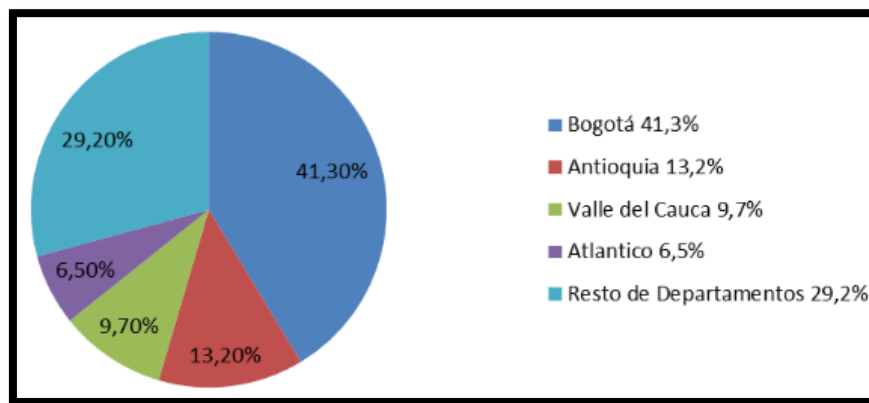
En cuanto a los determinantes macroeconómicos, según Asobancaria (2018) las Mipymes colombianas presentan una alta sensibilidad al ciclo económico, por lo que, en los periodos de ajuste económico cuando se presenta una falta de demanda, se manifiesta una disminución de la competitividad de las Mipymes, la cual se refleja en indicadores financieros como la cartera crediticia, la cual disminuye y experimenta un importante deterioro de su calidad.

De otra parte, los determinantes geográficos se encuentran asociados al desarrollo de la región en que se encuentra ubicada la empresa, la cercanía a áreas metropolitanas, la accesibilidad a la fuente de insumos y la disponibilidad de fuerza laboral tanto a nivel cuantitativo como cualitativo.

Posteriormente, transversal a las tres dimensiones identificadas por Asobancaria (2018), se encuentra el acceso a la financiación, ya que la obtención de recursos a través de un crédito formal se asocia con el crecimiento de ventas, márgenes e inversión en maquinaria y equipo.

Por su parte, para el año 2014, la distribución de las Mipymes en los departamentos de Colombia es la siguiente (Figura 5).

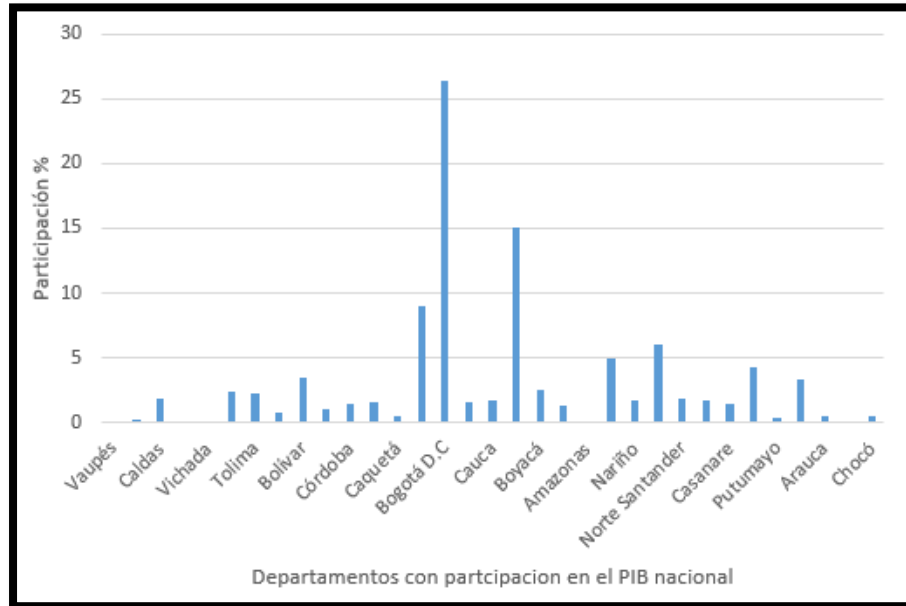
Figura 5: Porcentajes de distribución de Mipymes en Colombia.



Fuente: Ministerio de Comercio, Industria y Turismo (2014)

Como se muestra en la Figura 5 la mayoría de Mipymes están ubicadas en la ciudad de Bogotá con un 41,3%, seguida de Antioquia con un 13,2%.

Ahora bien, según las cifras del boletín técnico del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) (2017), si consideramos la participación de los departamentos en el Producto Interno Bruto Nacional, se evidencia que Bogotá obtuvo mayor participación en el año 2017 con un 27%, mientras que departamentos como Vaupés, Vichada y Amazonas son los que representan menor participación al PIB (Figura 6).

Figura 6: Participación por departamentos en el PIB.

Fuente: Elaboración propia con cifras departamentales del boletín técnico 2017, DANE.

Considerando ahora la estructura de las actividades económicas, se agrupan las actividades inscritas en el registro mercantil y que a su vez se encuentran dentro del sector servicios, ubicadas en las siguientes secciones de la Clasificación Internacional Industrial Uniforme CIIU (Tabla 4).

Tabla 4: Actividades inscritas en el registro mercantil dentro del sector de servicios.

SECCIÓN	DESCRIPCIÓN
G	Comercio al por mayor y al por menor; reparación de vehículos automotores y motocicletas.
H	Transporte y almacenamiento
I	Alojamiento y servicios de comida
J	Información y comunicaciones
K	Actividades financieras y de seguros
L	Actividades inmobiliarias
M	Actividades profesionales, científicas y técnicas
N	Actividades de servicios administrativos y de apoyo
O	Administración pública y defensa; planes de seguridad social obligatoria
P	Educación
Q	Actividades de atención de la salud humana y de asistencia social
R	Actividades artísticas, de entretenimiento y recreación
S	Otras actividades de servicios

Fuente: Elaboración propia con base en DANE (2012).

Cabe aclarar, que dentro de las actividades clasificadas en la sección G del CIIU, además de las del sector comercio se encuentran las de mantenimiento y reparación, las cuales hacen parte del sector servicios y se incluyen en los análisis de este estudio.

La economía de Bogotá ha tendido hacia la tercerización, lo que se demuestra en el hecho de que los servicios representan el 74% del PIB de la ciudad y el 75% del empleo (Dirección de estudios e investigaciones, 2004). Las actividades que concentran la mayor parte de los servicios son en su orden: inmobiliarias, administración pública, intermediación financiera, transporte, empresariales y comunicaciones (Aguirre, y Gómez, 2012).

Según la información reportada en la base de datos del Sistema de Información y Reporte Empresarial (SIREM) de la Superintendencia de Sociedades para el año 2015, las Mipymes bogotanas se concentran en mayor medida en el sector de transporte y almacenamiento con un 28,54% y en los servicios de administración y de apoyo con un 14,25%. El detalle completo por subsectores económicos es el siguiente (Tabla 5).

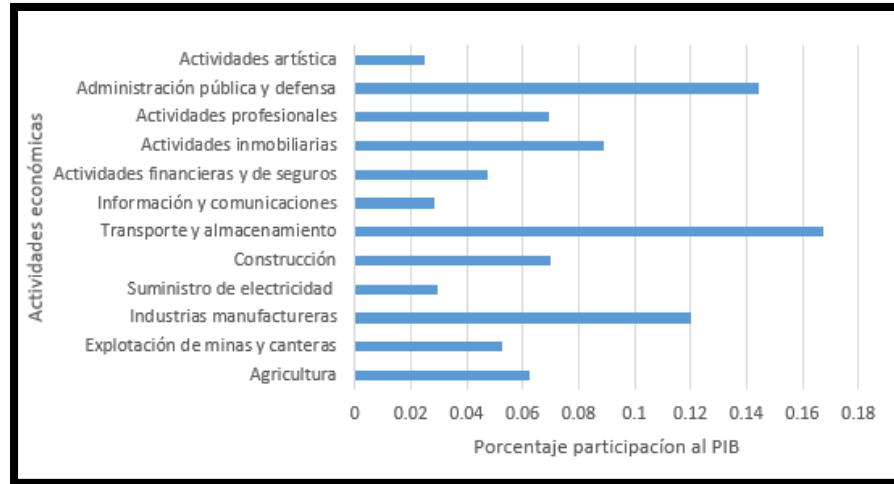
Tabla 5: Mipymes bogotanas por subsector, año 2015.

SUBSECTOR	CANTIDAD	%
Transporte y almacenamiento	1.416	28,54%
Servicios de administración y de apoyo	707	14,25%
Suministro de electricidad, gas, vapor y aire acondicionado	672	13,54%
Comercio al por mayor y por menor	492	9,92%
Actividades profesionales, científicas y técnicas	422	8,50%
Administración pública y defensa	273	5,50%
Actividades financieras y de seguros	236	4,76%
Actividades inmobiliarias	197	3,97%
Explotación de minas y canteras	142	2,86%
Alojamiento y servicios de comida	125	2,52%
Información y comunicaciones	91	1,83%
Industrias manufactureras	75	1,51%
Actividades de los hogares individuales	31	0,62%
Otras actividades de servicios	24	0,48%
Actividades de atención de la salud humana	22	0,44%
Actividades artísticas, de entrenamiento y recreación	16	0,32%
Distribución de agua, tratamiento de aguas residuales	10	0,20%
Construcción	9	0,18%
Educación	1	0,02%
Actividades de organizaciones y entidades extraterritoriales	1	0,02%
TOTAL	4.962	100,00%

Fuente: Elaboración propia con base en las cifras de la Superintendencia de Sociedades 2015.

Actualmente, teniendo en cuenta las cifras del DANE (2017), las actividades de servicios que contribuyen mayormente al crecimiento del PIB colombiano es la denominada comercio al por mayor y al por menor; reparación de vehículos automotores y motocicletas; Transporte y almacenamiento; Alojamiento y servicios de comida (Figura 7).

Figura 7: Participación por actividades en el PIB nacional.



Fuente: Elaboración propia con base en las cifras del DANE (2017).

Por su parte, durante el año 2017 en la ciudad de Bogotá, el sector que mayor participación tiene en el PIB es el de los servicios financieros con un 33,4%, seguido por los otros servicios con un 18,4% (Asociación colombiana de medianas y pequeñas industrias, 2018). Adicionalmente, se tiene que las Mipymes bogotanas importaron durante el año 2017 22.166 millones de dólares, y exportaron una cantidad equivalente a la décima parte de esas importaciones (Asociación colombiana de medianas y pequeñas industrias, 2018), lo que evidencia la importancia de las Mipymes bogotanas del sector servicios, tanto en la participación en el stock empresarial como en el aporte a la economía nacional.

3. Fracaso empresarial: definición, modelos y aplicaciones

En esta sección se puede encontrar la definición que se utiliza en el trabajo de fracaso empresarial. Posteriormente se realiza una aproximación a los modelos iniciales de predicción del fracaso empresarial y finalmente se hace una revisión de las aplicaciones de dichos modelos en Colombia.

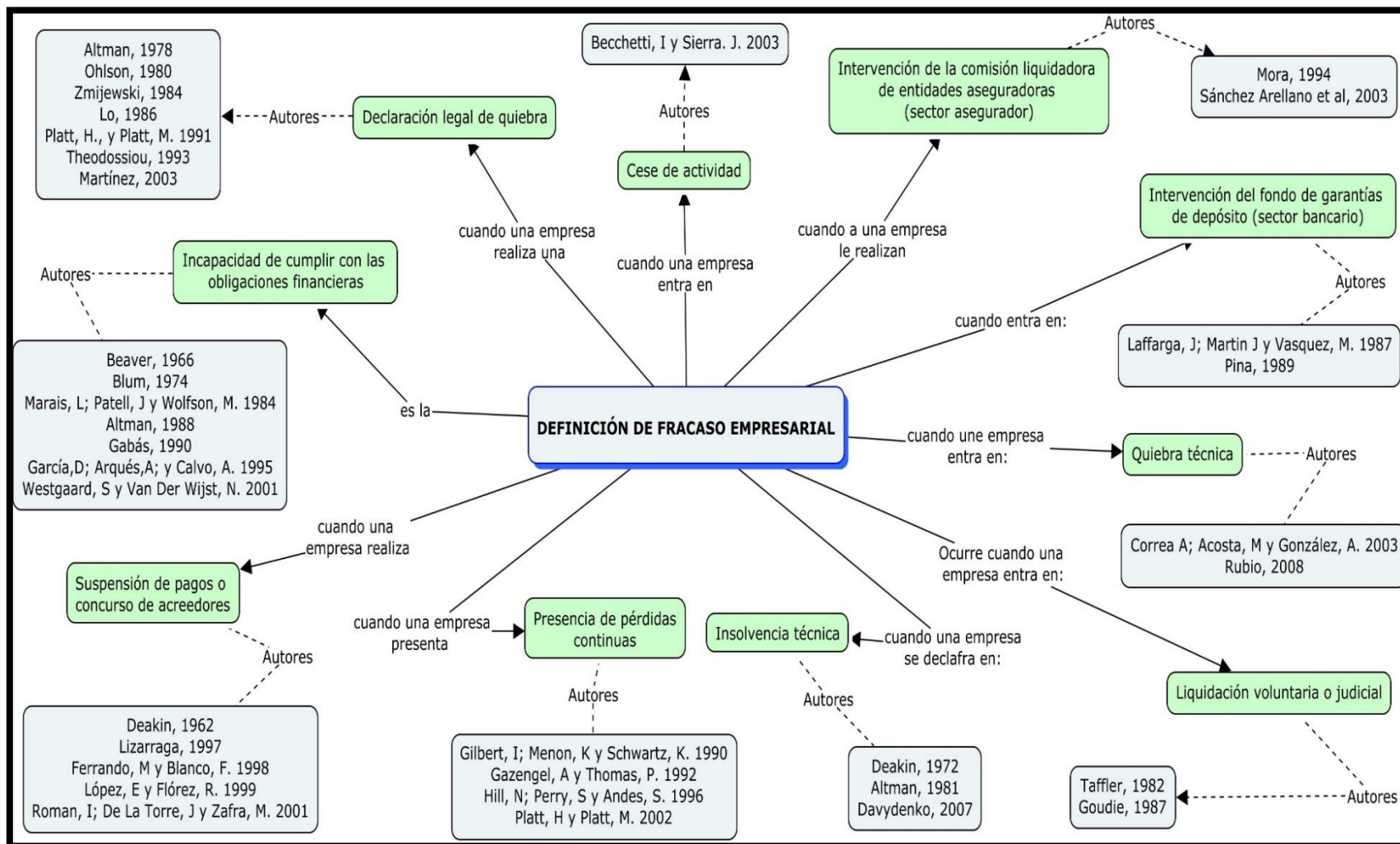
3.1. Definición de fracaso empresarial

Puesto que la variable dependiente en los modelos de predicción es el fracaso empresarial, se hace necesario delimitar este concepto, con el fin de esclarecer la barrera entre lo que para el estudio se considera una empresa fracasada o no fracasada.

Es posible resumir las definiciones que se han realizado del fracaso empresarial en diversos estudios de predicción en la Figura 8, en la cual puede observarse que la más empleada en la literatura es la que entiende el fracaso como la declaración legal de quiebra, por tal motivo se mantiene en este trabajo dicha definición. Para el caso colombiano, ocurre cuando una empresa se encuentra en los listados de reorganización empresarial, validación judicial, liquidación judicial, concordato y reestructuración, emitidos por la Superintendencia de Sociedades.

De otra parte, se observa en la Figura 8 que después de la definición legal, el fracaso empresarial es entendido frecuentemente como la incapacidad de cumplir con las obligaciones financieras, la suspensión de pagos o concurso de proveedores y la presencia de pérdidas continuas.

Figura 8: Definiciones de fracaso empresarial.

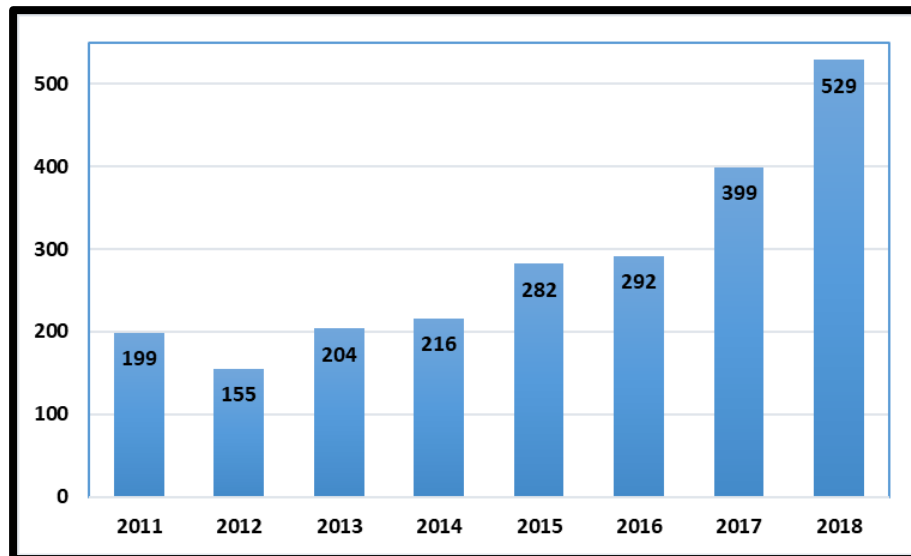


Fuente: Elaboración propia a partir de Espinosa (2013) y Lizarazo (2017).

Ahora bien, se tiene que la reorganización empresarial intenta preservar empresas viables, mediante un acuerdo, y normalizar sus relaciones comerciales y crediticias, a través de su reestructuración operacional, administrativa, de activos o pasivos; esta figura se implementó con la Ley 1116 de 2006 junto con la validación judicial, en la cual se negocia con los acreedores para llegar a un acuerdo privado y se solicita a un juez la validación de dicho acuerdo.

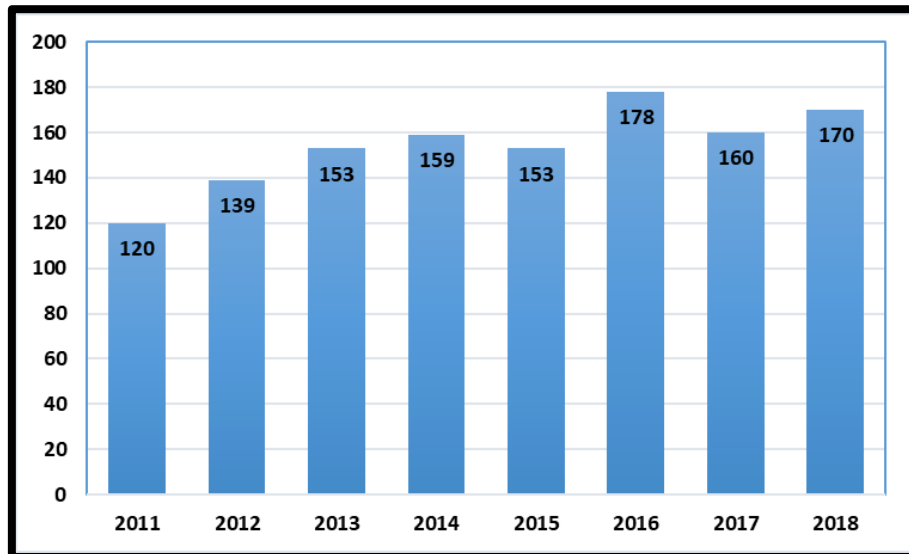
Las cifras totales de reorganización y validación judicial, reportadas por la Superintendencia de Sociedades, se han comportado como se muestra en la Figura 9:

Figura 9: Procesos de reorganización y validación judicial iniciados por año.



Fuente: Elaboración propia a partir de Superintendencia de Sociedades (2019)

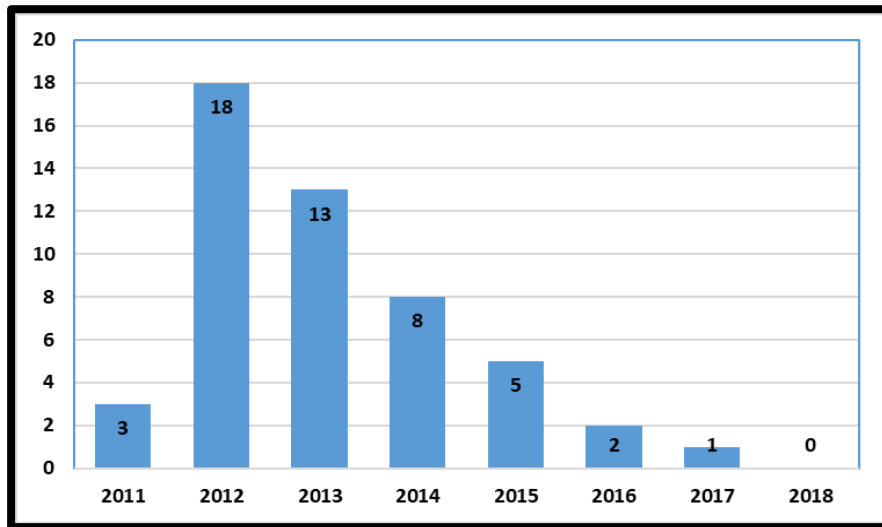
De igual forma, la liquidación judicial se implementó con la Ley 1116 de 2006, la misma busca la liquidación pronta y ordenada aprovechando el patrimonio del deudor. Además, propicia y protege la buena fe en las relaciones comerciales y sanciona conductas en contrario. Su evolución desde su implementación ha sido como se muestra en la Figura 10 a continuación:

Figura 10: Liquidaciones judiciales aceptadas por año.

Fuente: Elaboración propia a partir de Superintendencia de Sociedades (2019)

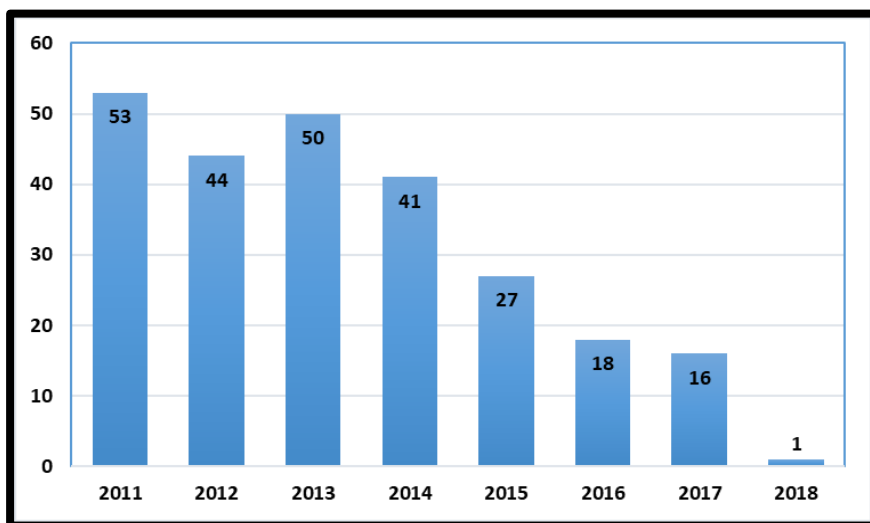
Adicionalmente, el proceso estipulado de concordato, definido en la Ley 222 de 1995 como un proceso concursal que exige la asunción de un compromiso por parte del deudor: austeridad en los gastos y administración transparente y eficiente de los negocios, que permitan al acreedor continuar creyendo en la empresa como supuesto que lo estimula a seguir prestando su colaboración para facilitarle el pago de sus obligaciones.

Como lo explican Espinosa et al. (2015), es un proceso concursal que busca la continuidad de la empresa como generadora de empleo, creado en la Ley 222 de 1995 y suspendido por la Ley 550 de 1999, pero que se contempla dentro del proceso de liquidación obligatoria consagrado en la Ley 222, por lo que aún hay empresas registradas en esa situación. A pesar de lo anterior, entre 2014 y 2015 no se aceptó ningún caso de concordato, por lo que se trabaja con las cifras de los procesos terminados, cuya evolución desde 2011 es la siguiente (Figura 11).

Figura 11: Concordatos terminados por año.

Fuente: Elaboración propia a partir de Superintendencia de Sociedades (2019)

Finalmente, se define el acuerdo de reestructuración, según la Ley 550 de 1999, como una convención a favor de una empresa con el fin de corregir diferencias en su capacidad de operación y para atender sus obligaciones, de forma que pueda recuperarse en el plazo y condiciones previstas. Las cifras de acuerdos de reestructuración terminados se han comportado como muestra la Figura 12:

Figura 12: Acuerdos de reestructuración terminados por año.

Fuente: Elaboración propia a partir de Superintendencia de Sociedades (2019)

De los datos expuestos anteriormente, se puede concluir que según las cifras reportadas por la Superintendencia de Sociedades el fracaso empresarial ha tenido un incremento del 118% entre el año 2011 y 2018, ya que, al sumar los procesos de reorganización y validación judicial iniciados, las liquidaciones judiciales aceptadas, los concordatos aceptados y los acuerdos de reestructuración aceptados, se obtienen 320 casos durante el 2011 y 699 durante el 2018.

3.2. Modelos de predicción de fracaso empresarial

Desde la década de 1960 la comunidad contable empezó a reconocer en la información financiera fuente valiosa de análisis para las compañías, empleándose, entre otras cosas, en el diseño de modelos que permiten predecir el fracaso empresarial (Lizarazo, 2017), los cuales tienen su origen en tres modelos principalmente: el estadístico univariante, propuesto por Beaver (1966); el análisis discriminante múltiple, elaborado por Altman (1968); y la regresión logística, formulada por Ohlson (1980).

Como se puede ver más adelante en la Tabla 7 en esta sección, los modelos más empleados y contrastados en posteriores investigaciones son el análisis discriminante múltiple de Altman y la regresión logística de Ohlson, los cuales se describen en la Tabla 6.

Tabla 6: Comparación modelos de predicción Altman y Ohlson.

	Modelo de análisis discriminante múltiple de Altman	Modelo de regresión logística de Ohlson
Semejanzas	Altman y Ohlson, para la realización de sus estudios se basan en la definición legal de quiebra de las empresas, las leyes Chapter X y Chapter XI, a las cuales se tenían que acoger las empresas de Estados Unidos para empezar a realizar procedimientos de quiebra.	
	El estudio y la técnica de selección de datos tanto de Altman como de Ohlson suponen la selección de forma aleatoria.	
Diferencias	Altman aplica el Análisis discriminante múltiple sobre bases de datos sintetizadas en indicadores financieros y desarrolla una función lineal con una serie de variables exploratorias para clasificar un elemento de la muestra en “quiebra” o “no quiebra”.	Ohlson desarrolla y aplica los modelos Logit y Probit, analizando la mayor fiabilidad de los métodos de probabilidad condicional.
	Las 5 variables seleccionadas por Altman miden liquidez, rentabilidad,	Ohlson identifica cuatro factores importantes que inciden en la

Modelo de análisis discriminante múltiple de Altman	Modelo de regresión logística de Ohlson
<p>apalancamiento, solvencia y actividad. A partir de estas variables Altman construyó lo que llamó Z-score, valor que si es menor a 1.81, indica una elevada probabilidad de quiebra y mayores a 3 una escasa probabilidad de quiebra. Entre 1.81 y 2.99 define una zona de ignorancia, pues es un rango susceptible al error de clasificación. De esta manera, la ecuación que asocia tales indicadores financieros a la quiebra es:</p> $Z = 1,2 X_1 + 1,4 X_2 + 3,3 X_3 + 0,6 X_4 + 0,99 X_5$	<p>probabilidad de quiebra de las empresas, a saber: el tamaño de la empresa, la estructura financiera, el desempeño en rentabilidad y la situación de liquidez (López, 2015), basado sobre esta teoría construyó un modelo para predecir la quiebra utilizando nueve variables predictivas que incluyeron: el tamaño de la empresa; los indicadores citados comúnmente en la literatura especializada; los resultados del ejercicio; las medidas de posición y los resultados y cambio en la posición de la empresa. Ohlson desarrolló una fórmula para predecir la probabilidad de fracaso en una empresa, la cual es:</p> $P = \frac{e^y}{1 + e^y}$ <p>Basados en dicha fórmula, si $P > 0,5$ existe una alta probabilidad de fracaso.</p>
<p>En el estudio realizado por López (2015), se afirma que Ohlson, también se basa en el periodo inicial en que se basó el profesor Altman, sin embargo, Ohlson busca tener una base más robusta, 105 empresas en bancarrota y 2058 no quebradas, frente a las 53 empresas quebradas en el estudio de Altman (Ohlson, 1980). (p.24)</p>	
<p>Ohlson (1980), indica que una gran diferencia con los estudios de predicción de quiebra anteriores al suyo es la obtención de los datos, en donde se logra tener acceso a la información de la empresa durante diferentes periodos de tiempo en el año, y no solamente en el cierre fiscal.</p>	

Fuente: Elaboración propia a partir de Altman (1968), Ohlson (1980), López (2015).

Para profundizar más en los modelos y sus procedimientos se puede consultar Altman (1968), Blum (1974), Ohlson (1980), Gabás (1990), García, Arqués y Calvo-Flores (1995), Ferrando y Blanco (1998), Mares (2001), Bechetti y Sierra (2003), Pohar, Blas y Turk (2004), Væth y Skovlund (2004), Bhandari y Rajesh (2013), Aldazábal y Napan (2014), Hassan, Zainuddin y Sabariah (2017) entre muchos otros.

A partir del análisis discriminante múltiple y la regresión logística han surgido estudios basados, de igual manera, en la relación de los indicadores financieros y el fracaso empresarial (i.e. Rubio, 2008, Arquero, Abad y Jiménez, 2009, Caro, Díaz y Porporato, 2013), en los cuales los aportes de Altman y Ohlson son aplicados a distintas economías y

sectores, validados empíricamente o modificados para obtener mayor acierto en la predicción.

Algunos de los estudios se pueden resumir en la Tabla 7, mostrando el año de publicación, el país de aplicación, el sector estudiado y el modelo básico empleado o que dio origen al modelo empleado:

Tabla 7: Estudios de fracaso empresarial.

Autor	Año	Modelo básico	Lugar	Sector
Jorge Rosillo	2002	Altman	Colombia	Todos
Berrío y Cabeza	2003	Altman	Colombia	Todos
Oscar Martínez	2003	Ohlson	Colombia	Todos
Héctor Villamil	2004	Altman y Ohlson	Colombia	Todos
Altman y Sabato	2006	Ohlson	EUA	Todos
Castro y Camacho	2008	Ohlson	Colombia	Todos
María Rubio	2008	Ohlson	España	Todos
Arquero, Abad y Jiménez	2009	Ohlson	España	Todos
Juan Gil	2010	Altman	Colombia	Todos
Leider Narváez	2010	Altman y Ohlson	Colombia	Todos
Juan Parra	2011	Ohlson	Bogotá	Todos
Caro, Díaz y Poporato	2013	Ohlson	Argentina	Todos
Fredy Romero	2013	Ohlson	Colombia	Todos
Pérez, González y Lopera	2013	Ohlson	Colombia	Todos
Bhandari y Rajesh	2015	Altman	EUA	Todos
Edison López	2015	Ohlson	Colombia	Comercio
Ramírez y Roa	2015	Ohlson	Colombia	Industria
Elkin Calderón	2016	Beaver, Altman y Ohlson	Colombia	Manufactura
Edgar Lizarazo	2017	Ohlson	Colombia	Todos

Fuente: Elaboración propia

Se puede concluir, que los modelos más contrastados empíricamente son los propuestos por Altman y Ohlson, los cuales han sido empleados por los investigadores por varias décadas para predecir el fracaso empresarial, sin embargo, dentro de la revisión efectuada no se encontraron estudios sobre el sector servicios, menos aún en el contexto colombiano.

3.3. Aplicación de los modelos de predicción del fracaso empresarial en Colombia

Pasando a los estudios realizados en Colombia, se puede encontrar a Rosillo (2002), Narváez (2010), Parra (2011), Espinosa (2013), Espinosa et al (2015), entre otros.

Particularmente, Rosillo (2002) hace una modificación al modelo de Altman para adaptarlo a las empresas colombianas, inicialmente trabajó con 12 indicadores financieros, pero finalmente el modelo propuesto es $Z = -7,165 X_1 + 9,852 X_2 + 1,097 X_3 + 1,563$.

Donde X_1 es el nivel de endeudamiento, X_2 la rentabilidad del patrimonio, X_3 el apalancamiento de largo plazo y finalmente una variable constante calculada por medio del software SPSS.

De otra parte, Narváez (2010) en su trabajo aplica un modelo de quiebra basado en el Z-score de Altman mediante un modelo Logit a empresas colombianas del sector industrial. La metodología consiste en seleccionar información de los reportes a Superintendencia de Sociedades en el periodo 2006-2008, de 73 empresas acogidas a la Ley 1116 de 2006. Él mismo encuentra que el modelo de Altman es aplicable sólo si la base de la información financiera es altamente confiable. Con el fin de solucionar una de las críticas al modelo inicial, Altman hizo una modificación en la variable X_4 sustituyendo el numerador por el valor contable del patrimonio, en ese caso se puede aplicar el modelo a empresas que no cotizan en bolsa.

Con ello, el Z-score queda: $Z_1 = 0,717 X_1 + 0,847 X_2 + 3,107 X_3 + 0,420 X_4 + 0,998 X_5$. Y también hay cambios en los rangos de interpretación: de 2,9 en adelante hay baja probabilidad de quiebra, menor a 1,23 hay alta probabilidad de quiebra, y entre esos valores está la zona gris. Como la variable X_5 otorga gran peso a la rotación de los activos, se crea una distorsión cuando se analizan empresas comerciales y de servicios, por lo que Altman realiza una siguiente modificación a su modelo, eliminando la variable X_5 .

Con ello, el Z-score queda: $Z_2 = 6,56 X_1 + 3,26 X_2 + 6,72 X_3 + 1,05 X_4$. Ahora, de 2,6 en adelante hay baja probabilidad de quiebra; de 1,1 hacia abajo se entiende alta probabilidad de quiebra y entre los dos la zona gris.

Adicionalmente, en la literatura se encuentra que Parra (2011), por su parte, analiza los determinantes de la probabilidad de cerrar una firma nueva en el mercado antes de cumplir 5 años de actividades. Basa su estudio en las empresas bogotanas que empezaron actividades entre 2004 y 2005, realizando la modelación con la medida econométrica probit. Su trabajo concluye que el tamaño óptimo de entrada de una empresa, que minimiza la probabilidad de cierre durante los primeros cinco años, es el de pymes. Así mismo, determina que las microempresas son las de mayor probabilidad de desaparecer.

Cabe resaltar que Espinosa (2013), en otro trabajo similar, busca identificar las variables financieras que expliquen mejor la situación de fracaso empresarial bajo el modelo de predicción Logit. Selecciona datos de empresas que reportan en Superintendencia de Sociedades para los años 2005-2011, calculando 40 indicadores financieros y 5 estructurales y adicionando variables categóricas para aplicar modelos Logit. Llegó a una muestra de 1.312 empresas fracasadas e igual número de no fracasadas, siguiendo los conceptos y filtros desarrollados en un trabajo posterior (Espinosa et. al., 2015).

Dentro de los problemas que identifica está la multiplicidad de definiciones de fracaso, lo que hace que los resultados de los estudios pueden variar significativamente por la selección de una u otra definición; la más utilizada es la definición legal.

Concluye que las variables financieras que determinan el fracaso empresarial para la pequeña y mediana empresa en Colombia son: Pasivo no corriente/Activo total, Pasivo total/activo total, lo que pone de manifiesto que la pyme se caracteriza por mayor apalancamiento de largo plazo y una baja concentración de activos líquidos. Termina sugiriendo contemplar estudios específicos por áreas geográficas e incluir variables cualitativas al análisis.

Por otra parte, Espinosa et al. (2015) buscan identificar las variables financieras que explican la situación de fracaso empresarial de la pyme en Colombia. En su trabajo, seleccionan información de los reportes a Superintendencia de Sociedades en el periodo 2009-2013, de pymes de Cundinamarca, Bogotá, Antioquia y Valle del Cauca para realizar un análisis de la información contable y financiera.

Para clasificar las empresas en situación de fracaso se tuvieron en cuenta las que se encuentran en liquidación obligatoria, concordato, reorganización empresarial o validación judicial. Así se reúne una muestra de 48 empresas que además de clasificarse en situación de fracaso, cumplen las características de pyme (Ley 905 de 2004) y reportan información razonable.

Por su parte el grupo de empresas sanas se obtiene aleatoriamente, logrando de forma computarizada obtener igual cantidad de empresas sanas, que empresas en situación de fracaso. Los autores concluyen que las pymes de ambos grupos se financian a partir del desarrollo del objeto social, más que por el efecto de la estructura financiera, e identifican que también en ambos grupos, se presentó un descenso en la utilidad bruta en el periodo estudiado.

La literatura revisada sobre investigaciones de predicción de fracaso empresarial en Colombia (i.e. Rosillo, 2002, Romero, 2013, Lizarazo, 2017), enfocada principalmente en el tamaño de la muestra y el sector trabajado se resume en la Tabla 8.

Tabla 8: Investigaciones de predicción de fracaso en Colombia 2002-2017.

Autor	Año	Lugar	Sector	Tamaño de la muestra
Jorge Rosillo	2002	Colombia	Todos	50 S y 50 F
Berrío y Cabeza	2003	Colombia	Todos	573 S y 49 F
Oscar Martínez	2003	Colombia	Todos	8.829 S y 171 F
Héctor Villamil	2004	Colombia	Todos	209 S y 172 F
Arias y Quiroga	2008	Colombia	Todos	1.016 S y 235 F
Castro y Camacho	2008	Colombia	Todos	15.265 S y 142 F
Mora y González	2008	Bogotá	Todos	383 S y 383 F
Juan Gil	2010	Colombia	Todos	126.660 S y 8.627 F
Fredy Romero	2013	Colombia	Todos	32.318 S y 1.522 F
Pérez, González y Lopera	2013	Colombia	Todos	25.125 S y 631 F
Edison López	2015	Colombia	Comercio	3.361 S y 598 F
Ramírez y Roa	2015	Colombia	Industria	863 S y 369 F
Romero, Melgarejo y	2015	Colombia	Todos	48 S y 48 F
Elkin Calderón	2016	Colombia	Manufactura	1.495 S y 1.094 F
Edgar Lizarazo	2017	Colombia	Todos	38 S y 38 F

Fuente: Elaboración propia. S = Sana, F = Fracasada

Puede observarse que no hay trabajos enfocados específicamente en el sector servicios y que todos, excepto uno, toman las empresas de todo el país sin realizar una delimitación por

ciudad o departamento. El principal aporte del presente trabajo es que permite obtener relaciones entre el fracaso empresarial y los indicadores financieros más fuertes, ya que la limitación geográfica y sectorial hace que las correlaciones tengan mayor razonabilidad económica, puesto que va a permitir establecer patrones de comportamiento homogéneos.

4. Diseño metodológico

4.1. Tipo de metodología

Los tipos de metodología se pueden resumir en la Tabla 9:

Tabla 9: Tipos de metodología.

Experimental	Preexperimentos
	Experimentos
	Cuasiexperimentos
No experimental	Transversal
	Longitudinal

Fuente: Elaboración propia a partir de Hernández, Fernández & Baptista (2014)

De lo anterior puede decirse que hay dos grandes tipos de metodología: la experimental, en la cual hay manipulación de las variables; y la no experimental, en la que no se manipulan deliberadamente las variables. En el caso del presente estudio, al no haber manipulación de las variables: fracaso empresarial e indicadores financieros, se estaría en la metodología no experimental.

Luego, al no tomar los datos en un único momento, se estaría en el campo de la metodología no experimental longitudinal, pues las variables se evalúan en un periodo de tiempo determinado (2011-2015). Una de las ventajas de las investigaciones no experimentales, identificada por Hernández, Fernández & Baptista (2014), es que se está más cerca de las variables como reales, por lo que se tiene mayor posibilidad de generalizar los resultados.

De otra parte, dentro de los diseños longitudinales, según Hernández, Fernández & Baptista (2014) se puede considerar este trabajo como un panel de datos, ya que se analizan los

cambios a través del tiempo de un grupo específico, donde los mismos participantes son medidos en todos los momentos. Este tipo de diseño tiene como ventaja que además de conocer los cambios grupales, se conocen los cambios individuales; sin embargo, a veces resulta difícil obtener exactamente los mismos participantes en cada medición (Hernández, Fernández & Baptista, 2014).

4.2. Selección de variables

A partir de la revisión efectuada en la sección anterior, se identifican los indicadores financieros que se han usado en estudios previos, y se categorizan en la Tabla 10:

Tabla 10: Categorización de indicadores financieros.

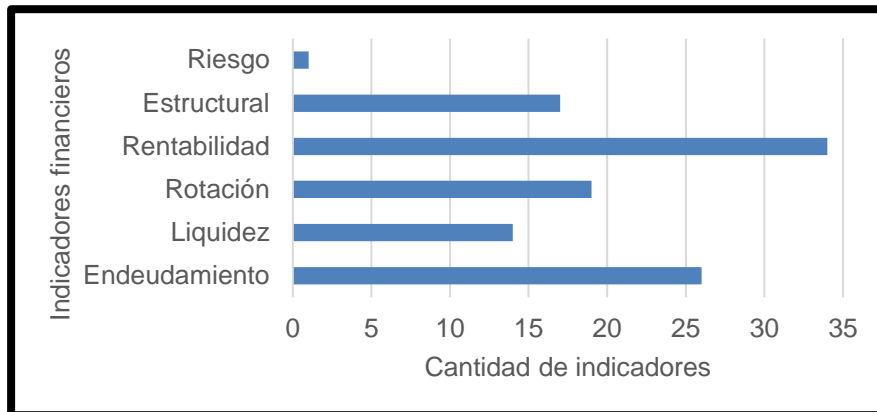
Variables	Categoría
Pasivo total / Activo total	Endeudamiento
Activo corriente / Pasivo corriente	Liquidez
Ventas / Activo total	Rotación
Disponible / Pasivo corriente	Liquidez
Disponible / Activo total	Liquidez
(Activo corriente - Inventario) / Pasivo corriente	Liquidez
Utilidad neta / Patrimonio	Rentabilidad
Utilidades acumuladas / Activo total	Rotación
Utilidad operacional / Activo total	Rentabilidad
Capital de trabajo / Activo total	Estructural
EBIT / Activo total	Rentabilidad
Obligaciones financieras / Activo total	Endeudamiento
Pasivo total / Patrimonio	Endeudamiento
Utilidad neta / Ventas	Rentabilidad
Activo corriente / Activo total	Estructural
Pasivo corriente / Patrimonio	Endeudamiento
Patrimonio / Activo total	Endeudamiento
Utilidad neta / Activo total	Rentabilidad
(Activo corriente - Pasivo corriente) / Activo total	Liquidez
Activo corriente - Pasivo corriente	Liquidez
Activo total / Pasivo total	Liquidez
Capital de trabajo / Ventas	Rentabilidad
Flujo de efectivo generado en la operación / Activo Total	Liquidez
Pasivo corriente / Activo total	Endeudamiento
Pasivo corriente / Pasivo total	Endeudamiento
Pasivo no corriente / Activo total	Endeudamiento
Patrimonio / Pasivo total	Estructural
Utilidad antes de impuestos / Activo total	Rentabilidad

Variables	Categoría
(Cuentas por cobrar / Ventas)*360	Rotación
(Inventario / Costo de Ventas)*360	Rotación
Activo corriente / Ventas	Rentabilidad
Disponible / Activo corriente	Liquidez
Disponible / Ventas	Rotación
EBIT / Intereses	Endeudamiento
Efectivo / Ventas	Rotación
Flujo de caja / Pasivo total	Endeudamiento
Flujo de efectivo generado en la operación / Pasivo Total	Liquidez
Flujo de efectivo generado en la operación / Ventas	Rotación
Utilidad antes de impuestos / Ingresos operacionales	Rentabilidad
Utilidad bruta / Ventas	Rentabilidad
Utilidad operacional / Ingresos operacionales	Rentabilidad
Utilidad operacional / Patrimonio	Rentabilidad
Utilidad operacional / Ventas	Rentabilidad
Ventas / Inventario	Rotación
(Activo corriente - Inventario) / Activo corriente	Liquidez
(Activo corriente - Inventario) / Activo total	Liquidez
(Activo corriente - Pasivo corriente) / Activo no corriente	Estructural
(Activo corriente - Pasivo corriente) / Ingresos Operacionales	Liquidez
(Activo corriente - Pasivo corriente) / Pasivo corriente	Endeudamiento
(Activo corriente - Pasivo corriente) / Pasivo total	Endeudamiento
(Activo total - Pasivo corriente) / Ventas	Rotación
(Activo total - Pasivo total) / Pasivo total	Estructural
(Cuentas por pagar / Compras)*360	Rotación
(Pasivo corriente - Activos extrafuncionales) / Flujo de efectivo generado	Endeudamiento
(Pasivo total + Acciones preferentes) / Activo total	Endeudamiento
Activo fijo / Activo total	Estructural
Activo no corriente / Activo fijo	Estructural
Activo total	Estructural
Activo total / Ventas	Rentabilidad
Capital social / Patrimonio	Endeudamiento
Costo de ventas / Inventario	Rotación
Cuentas por cobrar / Ventas	Rotación
Disponible / Pasivo total	Endeudamiento
EBITDA	Rentabilidad
EBITDA / Gastos financieros	Rentabilidad
EBITDA / Pasivo total	Rentabilidad
EBITDA / Ventas	Rentabilidad
Egresos financieros / ingresos	Rentabilidad
Flujo de caja / Activo total	Liquidez
Flujo de caja / Precio acción	Rentabilidad
Flujo de caja / Ventas	Rotación
Flujo de efectivo generado en la operación / Utilidad neta	Rentabilidad
Gastos no operacionales / Activo total	Endeudamiento
Gastos no operacionales / Pasivo total	Endeudamiento
Ingreso neto / Pasivo total	Rotación

Variables	Categoría
Ingreso neto / Precio acción	Rentabilidad
Ingreso neto / Ventas	Rentabilidad
Ingreso Operacional / Activo total	Rotación
Ingreso Operacional / Capital circulante	Rotación
Ingreso Operacional / Pasivo corriente	Rotación
Ingreso Operacional / Pasivo total	Rotación
Ingresos operacionales	Estructural
Intereses / Ingresos	Rentabilidad
Intereses / Ingresos operacionales	Rentabilidad
Intereses / Obligaciones financieras	Endeudamiento
Inventario / Activo total	Estructural
Inventario / Ventas	Rotación
Inventario + Cartera - Pasivo corriente	Endeudamiento
Obligaciones financieras / Pasivo total	Endeudamiento
Pasivo / Patrimonio	Endeudamiento
Pasivo no corriente / (Pasivo no corriente + Patrimonio)	Endeudamiento
Pasivo total	Estructural
Patrimonio	Estructural
Precio acción / Ventas	Rentabilidad
Proveedores / Pasivo corriente	Endeudamiento
ROA - costo medio del pasivo	Rentabilidad
Utilidad antes de impuestos / Ventas	Rentabilidad
Utilidad neta	Estructural
Utilidad neta / (Activo corriente - Pasivo corriente)	Rentabilidad
Utilidad no operacional / Ventas	Rentabilidad
Utilidad neta / Pasivo corriente	Rentabilidad
Utilidad neta / Pasivo total	Rentabilidad
Utilidad operacional / Pasivo corriente	Rentabilidad
Utilidad operacional / Pasivo total	Endeudamiento
Valor de la acción / Pasivo total	Endeudamiento
VaR 0,05	Riesgo
Ventas / Activo fijo	Estructural
Ventas / Capital de trabajo	Rentabilidad
Δ Activo total	Estructural
Δ Flujo de efectivo generado en la operación	Estructural
Δ Ventas	Estructural

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 13 se muestra la clasificación de los indicadores financieros empleados en los estudios previos:

Figura 13: Clasificación de los indicadores financieros.

Fuente: Elaboración propia.

Puede observarse que los indicadores empleados con más frecuencia en los estudios de fracaso empresarial son los de rentabilidad y endeudamiento, específicamente los indicadores más utilizados son el endeudamiento, la razón corriente, la rotación de activos, disponible / activo total, disponible / pasivo corriente, la prueba ácida, la rentabilidad del patrimonio y utilidad acumulada / activo total.

Con el fin de conservar la uniformidad en las bases de los indicadores financieros, se emplearon únicamente razones propiamente dichas, es decir, indicadores cuyo cálculo es el cociente entre dos variables. De éstos, se seleccionaron los que aparecieron más de una vez en la bibliografía consultada (Tabla 11).

Tabla 11: Mayor frecuencia de indicadores según la literatura.

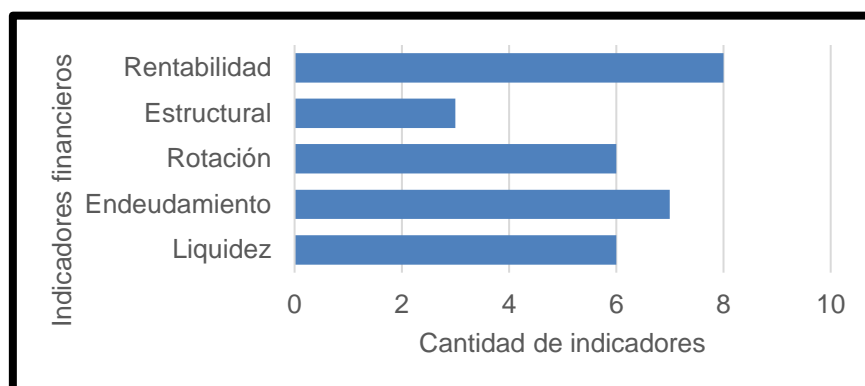
Variable	Descripción	Frecuencia
X1	Activo corriente / Pasivo corriente	13
X2	Pasivo total / Activo total	15
X3	Ventas / Activo total	11
X4	Disponible / Activo total	9
X5	Disponible / Pasivo corriente	10
X6	(Activo corriente - Inventario) / Pasivo corriente	8
X7	Capital de trabajo / Activo total	5
X8	EBIT / Activo total	5
X9	Pasivo total / Patrimonio	5
X10	Utilidades acumuladas / Activo total	8
X11	Utilidad neta / Ventas	5
X12	Activo corriente / Activo total	4
X13	Capital de trabajo / Ventas	3

Variable	Descripción	Frecuencia
X14	Pasivo corriente / Patrimonio	4
X15	Patrimonio / Activo total	4
X16	Utilidad neta / Patrimonio	8
X17	Utilidad operacional / Activo total	6
X18	(Cuentas por cobrar / Ventas)*360	2
X19	(Inventario / Costo de ventas)*360	2
X20	Activo corriente / Ventas	2
X21	Disponible / Ventas	2
X22	Efectivo / Ventas	2
X23	Flujo de caja / Pasivo total	2
X24	Flujo de efectivo generado en la operación / Activo Total	3
X25	Obligaciones financieras / Activo total	5
X26	Pasivo no corriente / Activo total	3
X27	Patrimonio / Pasivo total	3
X28	Utilidad neta / Activo total	4
X29	Utilidad antes de impuestos / Activo total	3
X30	(Activo corriente - Pasivo corriente) / Activo total	3

Fuente: Elaboración propia

En la Figura 14 se presenta la clasificación de los 30 indicadores financieros seleccionados para aplicar los modelos de predicción de fracaso empresarial, como se muestra a continuación:

Figura 14: Clasificación de indicadores financieros seleccionados.



Fuente: Elaboración propia

4.3. Selección de la muestra

La ejecución del análisis discriminante requiere de la formación de dos grupos de empresas: fracasadas y no fracasadas. En cuanto al primer grupo y siguiendo la definición legal de empresas fracasadas aplicable en Colombia, se toma el listado de liquidaciones, concordatos, reorganizaciones, validaciones judiciales y reestructuraciones emitido por la Superintendencia de Sociedades, identificando las que cumplen los topes de activos descritos en la Ley 905 de 2004 para las Mipymes.

Para el segundo grupo, se toma el listado de empresas del SIREM incluyendo cifras de 2011 a 2015, periodo necesario para elaborar los análisis estadísticos. Adicional a la selección por tope de activos, se escogen las empresas que están localizadas en la ciudad de Bogotá, cuyo código de la Clasificación Industrial Internacional Uniforme corresponde a actividades del sector servicios (secciones G a S) y que cuentan con la totalidad de los datos en el periodo de estudio.

De esta manera, según los datos reportados por Confecámaras (2016) se encuentran 169.928 Mipymes del sector servicios localizadas en la ciudad de Bogotá, de las cuales 5.093 reportan estados financieros a la Superintendencia de Sociedades en el periodo analizado. Se eliminan 2.090 empresas por no reportar información para los cinco años analizados, o por no reportar todos los datos necesarios para el cálculo de los indicadores financieros y finalmente, la muestra queda conformada por 3.003 empresas, de las cuales 23 son fracasadas y 2.980 no fracasadas.

Posteriormente, se realiza una partición de la base de datos en dos conjuntos para ser utilizados con los siguientes fines: entrenamiento y test. De esta forma, el subconjunto de datos de entrenamiento es utilizado para estimar los parámetros del modelo y el subconjunto de datos de test para comprobar el comportamiento del modelo estimado (Concato, Feinstein y Holford, 1993, Guo y Viktor, 2004).

Cada registro de la base de datos pertenece a uno de los dos subconjuntos, para dividir el conjunto de datos original, se utiliza el procedimiento muestreo aleatorio simple considerando 75% de la base de datos para el subconjunto de entrenamiento y 25% para el subconjunto de test. Para profundizar más en el procedimiento se pueden consultar algunos

documentos, (i.e. Pohar, Blas y Turk, 2004, Hassan, Zainuddin y Sabariah, 2017, Stockwell & Peterson, 2002, Cepeda, Boston, Farrar & Strom, 2003, Peduzzi, Concato, Kemper, Holford & Feinstein, 1996, Concato, Feinstein & Holford, 1993).

Una vez se obtienen los subconjuntos de entrenamiento y test, se observa que la muestra es desbalanceada entre el número de empresas fracasadas y no fracasadas. En esta clase de muestras, la precisión u otras medidas numéricas pueden no ser la mejor forma para medir el desempeño del clasificador, en vez de estas, se recomienda el uso de la Receiver Operating Characteristic Curve (ROC) entre otras curvas (i.e. Chawla, Nitesh, Japkowicz & Kotcz, 2004, Provost & Fawcett 2001, Fawcett, 2004, Guo & Viktor, 2004).

Si bien, difícilmente se pueden encontrar en el mundo real problemas de clasificación con grupos completamente balanceados, cuando se dispone de una gran cantidad de datos, o cuando el nivel de desbalance no es crítico, una de las estrategias más comunes consiste en entrenar el clasificador usando una submuestra, de tal forma que la muestra pase a ser relativamente balanceada y a poseer el mayor número de individuos (i.e. Cepeda, Boston, Farrar y Strom, 2003, Guo y Viktor, 2004, Jianping, Bloedorn, Rosen y Venese, 2004).

Entre las técnicas que permiten tratar con grupos desbalanceados está el submuestreo, el sobremuestreo y entrenamiento usando métricas que tengan en cuenta diferentes penalizaciones para los diferentes grupos. El submuestreo consiste en reducir el tamaño del grupo mayoritario, y puede encontrarse en Kubat & Stan (2000), Lewis & Catlett (1994), y Liu & Zhou. (2009). Por su parte, el sobremuestreo consiste en generar más casos del grupo minoritario a partir de los ya existentes, y puede verse en trabajos como el de Ling & Li (1998) y Japkowicz (2000). De otra parte, pueden realizarse combinaciones entre ellas, tal como Nitesh et al. (2004), Chawla, Nitesh, Japkowicz y Kotcz (2002), Tang et. al. (2009) entre otros.

En particular Japkowicz (2000) ha mostrado que tanto reducir el grupo mayoritario como sobremuestrear el grupo minoritario de forma aleatoria mejoran el desempeño de los clasificadores, y que métodos más sofisticados son algunas veces innecesarios. Mientras que Chawla et. al. (2002) concluye que el método de submuestreo es mejor que el método

de sobremuestreo. Para profundizar sobre el tema se sugiere revisar otros estudios (i.e. Provos, 2000, Weiss, 2004, Visa & Ralescu, 2005).

Por lo anterior, y al tenerse una pequeña cantidad de empresas con fracaso empresarial, se simula el comportamiento de los modelos de predicción considerando 100 empresas sin fracaso en el subconjunto de entrenamiento. Este muestreo aleatorio se realiza 100 veces y posteriormente se obtiene el error medio asociado a las submuestras, el promedio de los resultados obtenidos en cada submuestra es el presentado en la siguiente sección.

Una vez se tiene delimitada la muestra se calculan los indicadores financieros definidos en la sección anterior, para posteriormente aplicar el análisis discriminante múltiple y la regresión lineal, y encontrar así los indicadores que estadísticamente explican el fracaso empresarial de las Mipymes bogotanas del sector servicios.

5. Análisis y resultados

5.1. Análisis descriptivo de la muestra

A partir de la información obtenida de la base de datos final compuesta por dos grupos de empresas del periodo 2011-2015, se realizan diferentes relaciones para describir y conocer la muestra seleccionada. De esta forma, se analizan las características más relevantes como el sector de la empresa (Tabla 12) y la sección según el CIIU (Tabla 13) con relación al fracaso empresarial.

Tabla 12: Frecuencias relativa y absoluta del fracaso empresarial en los diferentes sectores en el periodo 2011 - 2015.

Sector	No Fracaso (%)	Fracaso (%)	Total
Comercio al por mayor	995 (33.39)	7 (30.43)	1002 (33.38)
Comercio al por menor	660 (22.15)	3 (13.04)	663 (22.08)
Otras actividades empresariales	415 (13.93)	4 (17.39)	419 (13.96)
Comercio de vehículos	234 (7.85)	3 (13.04)	237 (7.89)
Actividades de informática	119 (3.99)	2 (8.70)	121 (4.03)
Actividades inmobiliarias	103 (3.46)	1 (4.35)	104 (3.46)
Comercio de combustibles y lubricantes	88 (2.95)	0 (0)	88 (2.93)
Expendio de alimentos y bebidas	79 (2.65)	1 (4.35)	80 (2.66)
Telefonía y redes	74 (2.48)	0 (0)	74 (2.46)
Servicios comunitarios/sociales	44 (1.48)	1 (4.35)	45 (1.50)
Actividades diversas de inversión	5 (0.17)	1 (4.35)	6 (0.19)
Demás sectores	164 (5,5)	0 (0)	164 (5,45)
Total	2.980 (100)	23 (100)	3.002 (100)

Fuente: Elaboración propia

Las empresas del sector de comercio al por mayor fueron las de mayor frecuencia en la base de datos con 33,38% de participación, seguidas por empresas de comercio al por menor con 22,08% y empresas destinadas a otras actividades empresariales con 13,96%. En este punto es importante aclarar que la descripción de los sectores se tomó según la información

descargada del SIREM, por lo que las actividades de mantenimiento y reparación aparecen etiquetadas en los sectores comercio al por mayor y comercio al por menor.

A partir de los datos mostrados en la Tabla 12, se puede afirmar que el sector que presentó un mayor fracaso empresarial (empresas fracasadas como porcentaje de empresas del sector) fue la destinada a actividades diversas de inversión con 16.67% de fracaso, seguida por las empresas dedicadas a actividades de servicios comunitarios con un total de 2.22% de empresas fracasadas.

Tabla 13: Frecuencias relativa y absoluta del fracaso empresarial en las diferentes secciones del CIIU en el periodo 2011 - 2015.

Sección	No Fracaso (%)	Fracaso (%)	Total (%)
G	1.977 (66.34)	13 (56.52)	1.990 (66.29)
K	637 (21.38)	7 (30.43)	644 (21.45)
I	158 (5.30)	0 (0)	158 (5.26)
H	107 (3.59)	1 (4.35)	108 (3.59)
O	54 (1.81)	1 (4.35)	55 (1.83)
M	24 (0.81)	0 (0)	24 (0.80)
N	17 (0.57)	0 (0)	17 (0.56)
J	5 (0.17)	1 (4.35)	5 (0.17)
P	1 (0.03)	0 (0)	1 (0.03)
Total	2.980 (100)	23 (100)	3.002 (100)

Fuente: Elaboración propia

Agrupando las empresas por secciones, tal como se observa en la Tabla 13, se tiene que aquellas que en mayor medida representan el banco de datos fueron las secciones G (Comercio al por mayor y al por menor; reparación de vehículos automotores y motocicletas) y K (Actividades financieras y de seguros). Las secciones que presentan una mayor frecuencia de fracaso empresarial fueron la sección J (Información y comunicaciones) con un total de 16.67% de fracaso y la sección O (Administración pública y defensa; planes de seguridad social de afiliación obligatoria) con un total de 1.82% de fracaso empresarial.

De otra parte, el promedio de los 30 indicadores financieros para las empresas fracasadas y no fracasadas, durante los años 2011 a 2015 es el siguiente (Tabla 14).

Tabla 14: Indicadores financieros promedio por grupo de empresas.

Indicador Financiero	Tipo	Empresas no fracasadas	Empresas fracasadas
Activo corriente / Pasivo corriente	Liquidez	3,622	3,106
Pasivo total / Activo total	Endeudamiento	0,534	0,633
Ventas / Activo total	Rotación	1,848	2,177
Disponible / Activo total	Liquidez	0,101	0,045
Disponible / Pasivo corriente	Liquidez	0,489	0,185
(Activo corriente - Inventario) / Pasivo corriente	Liquidez	2,801	1,814
Capital de trabajo / Activo total	Estructural	0,304	0,245
EBIT / Activo total	Rentabilidad	0,107	0,05
Pasivo total / Patrimonio	Endeudamiento	2,674	19,793
Utilidades acumuladas / Activo total	Rotación	0,081	-0,116
Utilidad neta / Ventas	Rentabilidad	-0,143	-0,005
Activo corriente / Activo total	Estructural	0,746	0,665
Capital de trabajo / Ventas	Rentabilidad	0,681	40,055
Pasivo corriente / Patrimonio	Endeudamiento	2,206	7,655
Patrimonio / Activo total	Endeudamiento	0,466	0,367
Utilidad neta / Patrimonio	Rentabilidad	0,123	-3,846
Utilidad operacional / Activo total	Rentabilidad	0,088	0,048
(Cuentas por cobrar / Ventas)*360	Rotación	432,66	3.114,90
(Inventario / Costo de ventas)*360	Rotación	2.668,83	1.869,81
Activo corriente / Ventas	Rentabilidad	1,457	47,894
Disponible / Ventas	Rotación	0,15	1,835
Efectivo / Ventas	Rotación	0,014	0,042
Flujo de caja / Pasivo total	Endeudamiento	-0,005	0,006
Flujo de efectivo generado en operación / Activo Total	Liquidez	0,047	0,007
Obligaciones financieras / Activo total	Endeudamiento	0,132	0,204
Pasivo no corriente / Activo total	Endeudamiento	0,093	0,214
Patrimonio / Pasivo total	Estructural	2,081	1,471
Utilidad neta / Activo total	Rentabilidad	0,04	-0,016
Utilidad antes de impuestos / Activo total	Rentabilidad	0,074	0,004
(Activo corriente - Pasivo corriente) / Activo total	Liquidez	0,088	0,048

Fuente: Elaboración propia

Puede observarse una diferencia considerable en indicadores de rentabilidad como Capital de trabajo / Ventas, en el que el promedio de las empresas no fracasadas es 0,68 y 40,06 en las empresas fracasadas; en el indicador Utilidad neta / Patrimonio el promedio para las empresas no fracasadas es 0,12 y -3,85 para las fracasadas; mientras que en el Activo

corriente / Ventas se obtuvo un promedio de 1,46 en las empresas no fracasadas y 47,89 en las fracasadas.

Los anteriores resultados evidencian pérdidas en los resultados y un bajo nivel de ventas en las empresas fracasadas, así como una baja rotación de activos, que hacen que se tengan activos inmovilizados que tardan un tiempo considerable en ser vendidos a los clientes, lo que a mediano plazo genera problemas de flujo de caja.

De otra parte, se encuentran también diferencias representativas en indicadores de endeudamiento como Pasivo total / Patrimonio, en el que el promedio para las empresas no fracasadas es de 2,674 y de 19,793 para las empresas fracasadas; mientras que en el indicador Pasivo corriente / Patrimonio se tiene un promedio de 2,21 para las empresas no fracasadas y 7,66 para las fracasadas.

Estos promedios en los indicadores de endeudamiento muestran que las empresas fracasadas tienen un mayor apalancamiento que las no fracasadas, puesto que la relación de endeudamiento de las primeras equivale a 7,4 veces el de las no fracasadas, y la relación de endeudamiento a corto plazo de las empresas fracasadas es 3,5 veces mayor que el de las no fracasadas.

Por último, indicadores de rotación como $(\text{Cuentas por cobrar} / \text{Ventas}) * 360$ e $(\text{Inventario} / \text{Costo de ventas}) * 360$ presentan, de igual forma, grandes diferencias entre los dos grupos analizados. Con el promedio del primer indicador se puede concluir que la rotación de las cuentas por cobrar de las empresas no fracasadas es 7 veces más rápida que el de las empresas fracasadas. Entre tanto, con el promedio del segundo indicador se puede concluir que las empresas no fracasadas mantienen más días de inventario que las empresas fracasadas.

Se concluye que la muestra está conformada en mayor medida por empresas del sector comercio al por mayor, representando la mayor cantidad tanto en el grupo de empresas fracasadas como en las no fracasadas. Además, los cálculos de los indicadores financieros para dichos grupos de empresas muestran que las mayores diferencias se encuentran en los indicadores de rentabilidad, y en menor medida en los de endeudamiento y rotación.

5.2. Análisis discriminante múltiple

El análisis discriminante múltiple fue realizado para clasificar las variables en el grupo de presencia/ausencia de fracaso empresarial. De esta forma, cada una de las variables se clasifica en cada grupo en función de sus características.

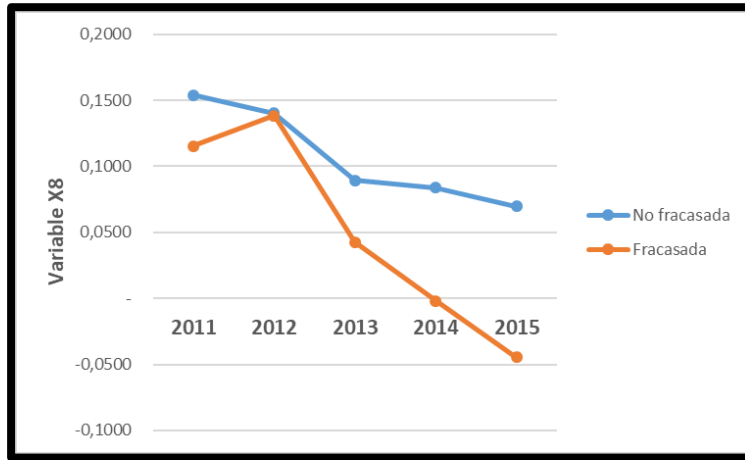
Por tratarse de un gran número de variables ($n=30$), se comparó el rango medio de las variables entre los grupos de las empresas con y sin fracaso empresarial y se determina si existen diferencias entre ellas. Para esto se opta por utilizar la prueba de t-student. Mediante este análisis se encuentra que las variables "X4", "X5", "X8", "X10", "X11", "X16", "X19", "X25", "X28", "X29" presentan una diferencia estadísticamente significativa entre los grupos de empresas con y sin fracaso empresarial ($p<0.05$).

Los valores de las variables "X4", "X5", "X8", "X10", "X11", "X16" y "X28" fueron menores en el grupo de las empresas con fracaso empresarial, siendo las variables "X10" y "X28" de carácter negativo en este grupo de empresas ($p<0.05$). Por su parte, las variables "X19", "X25" y "X29" son mayores en el grupo de las empresas con fracaso empresarial ($p<0.05$).

De esta forma, las probabilidades previas medias (prior probabilities), es decir, la proporción media esperada de observaciones es calculada en 73.23% para las empresas sin fracaso y de 26.8% para las empresas con fracaso empresarial. Usando la función lineal discriminante: $-9.82*X4 + 3.2*X5 - 12.79*X8 - 2.88*X10 - 1.76*X11 - 1.41*X16 + 0.001*X19 + 0.93*X25 + 4.03*X28 + 6.47*X29$, siendo que los mejores predictores fueron las variables "X8", "X4", "X29" y "X28".

A continuación, se muestra la descripción de cada una de las variables financieras con mejores predicciones y el resumen estadístico (gráficamente) de los resultados del modelo de predicción de Altman para los años evaluados (2011- 2015).

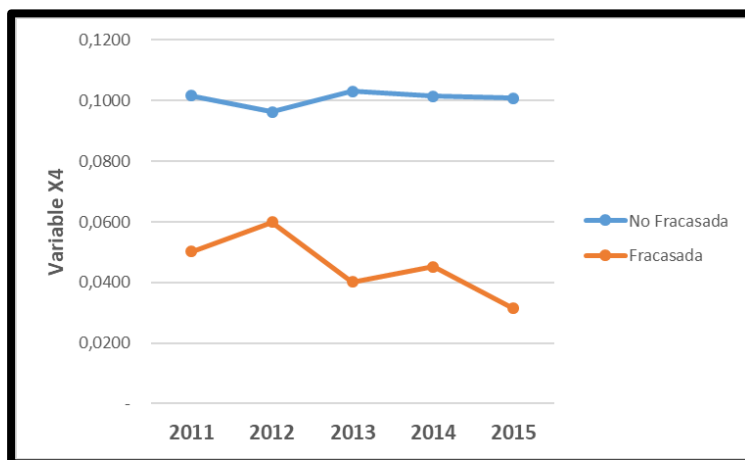
Variable X8: Corresponde a EBIT (Earnings Before Interest and Taxes) / Activo Total, y se encuentra en la categoría de *rentabilidad*.

Figura 15: Resumen estadístico de la variable X8 en los años 2011-2015.

Fuente: Elaboración propia

En la Figura 15, se observa que la rentabilidad sobre el activo promedio para las empresas fracasadas cada vez es más baja teniendo en cuenta los cinco años evaluados, mientras que el promedio de este indicador para las empresas no fracasadas oscila entre 0,15 y 0,06, es decir que nunca llega a ser negativo. Cabe resaltar que en el año 2012 el promedio del indicador para las empresas no fracasadas es similar al de las empresas fracasadas.

Variable X4: Corresponde a $\text{Disponible} / \text{Activo Total}$, y se encuentra en la categoría de *Liquidez*.

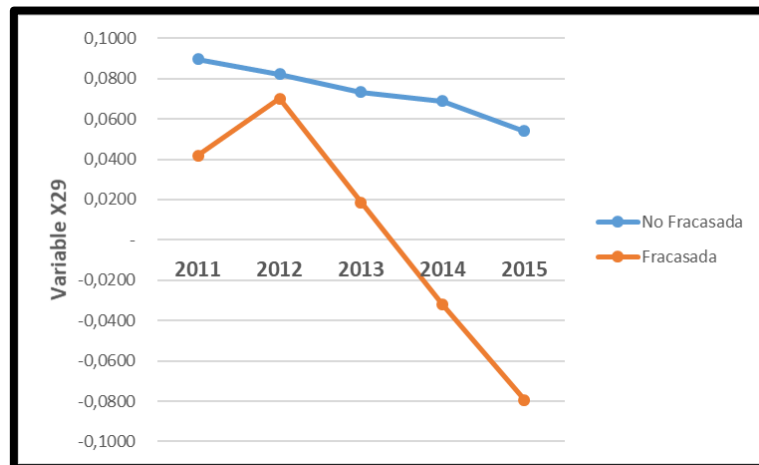
Figura 16: Resumen estadístico de la variable X4 en los años 2011-2015.

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 16, se muestra que en los años evaluados el indicador Disponible / Activo total promedio de las empresas no fracasadas mantiene un comportamiento constante, pues se mantiene en un rango entre 0,096 y 0,101, mientras que el promedio del indicador en las empresas fracasadas refleja variación y un comportamiento descendente, ubicándose entre 0,031 y 0,059.

Variable X29: Corresponde a Utilidad antes de impuestos / Activo total, y se encuentra en la categoría de *rentabilidad*.

Figura 17: Resumen estadístico de la variable X29 en los años 2011-2015.

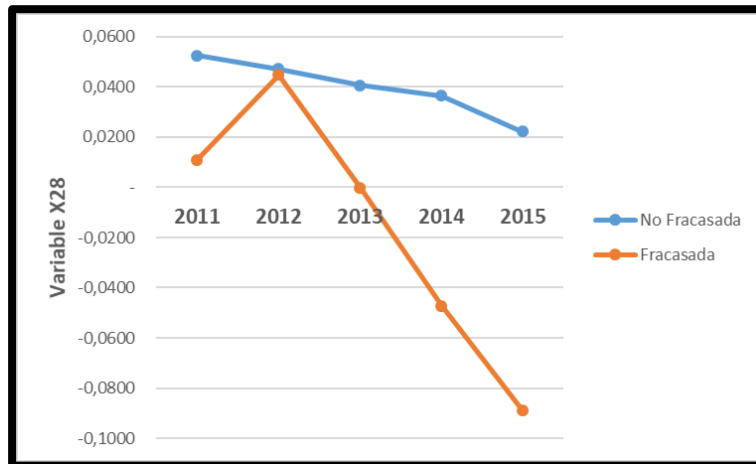


Fuente: Elaboración propia

En la Figura 17, se observa gran variación de la Utilidad antes de impuestos / Activo total promedio para las empresas fracasadas durante el periodo evaluado, presentándose una caída desde 0,070 a -0,079 entre el año 2012 y 2015. Por su parte, este indicador para las empresas no fracasadas presenta un comportamiento descendente menos marcado, ubicándose entre 0,089 y 0,054 en el periodo analizado.

Variable X28: corresponde a Utilidad neta / Activo total, y se encuentra en la categoría de *rentabilidad*.

Figura 18: Resumen estadístico de la variable X28 en los años 2011-2015.



Fuente: Elaboración propia

En la Figura 18, se muestra el decrecimiento de la Utilidad neta / Activo total promedio de las empresas fracasadas en el periodo analizado, pasando de 0,044 en el año 2012 a -0,088 en 2015. Dicho indicador en las empresas no fracasadas ha decrecido en menor cantidad, oscilando entre 0,052 y 0,022.

Los resultados alcanzados, analizados anteriormente, distan de los obtenidos por Altman (1968), dado que en su fórmula incluyó dos indicadores de estructura, uno de rotación y uno de rentabilidad, mientras que en este trabajo se proponen tres indicadores de rentabilidad y uno de liquidez, lo cual marca también una diferencia con los demás estudios realizados en Colombia, en los que predomina la inclusión de indicadores de endeudamiento como discriminantes del fracaso, como es el caso de Rosillo (2002), Berrío y Cabeza (2003) y Gil (2010).

A pesar de que los indicadores de endeudamiento son los que más aparecen en los estudios de fracaso empresarial en Colombia que emplean el modelo de Altman, ocupando el 29% de los indicadores planteados en los resultados definitivos, sólo el indicador Pasivo total / Activo total se repite en dos ocasiones, en los trabajos de Rosillo (2002) y Berrío y Cabeza (2003).

La variable X29, correspondiente a Utilidad antes de impuestos / Activo Total, además de encontrarse en los resultados obtenidos en el presente estudio, aparece en los mostrados

por Berrío y Cabeza (2003) y Gil (2010), lo que demuestra la importancia de la rentabilidad de los activos en la sobrevivencia de las empresas en Colombia.

Usando este modelo se encontró un error test medio de 11.27%, siendo que la precisión media encontrada fue calculada en 88.73%. Este error test da la probabilidad de clasificar correctamente una nueva empresa en función de sus medidas usando la función discriminante del modelo. De esta forma se determinan los errores asociados a esta clasificación conforme es mostrado en la Tabla 15.

Tabla 15: Errores asociados a la clasificación usando la función discriminante encontrada.

Observados	Predichos	
	No	Si
No	86.7%	13.3%
Si	0%	100%

Fuente: Elaboración propia

Como se observa en la Tabla 15, el modelo de Altman consiguió detectar 100% de las empresas con fracaso empresarial como fracasadas, es decir, no detectó falsos negativos. Sin embargo, 13.3% de las empresas sin fracaso empresarial fueron predichas como fracasadas, siendo estas consideradas falsos positivos.

Aplicando el modelo de Altman se evidencia que el porcentaje de acierto depende de la muestra tomada en cada estudio, cabe resaltar que las investigaciones realizadas por algunos autores (i.e. Rosillo, 2002, Berrío y Cabeza, 2003, Villamil, 2004) no se comparan directamente con el porcentaje de acierto de este trabajo dado que su muestra es muy pequeña.

Tabla 16: Comparación del porcentaje de acierto en investigaciones realizadas y en la propia, utilizando el modelo de Altman.

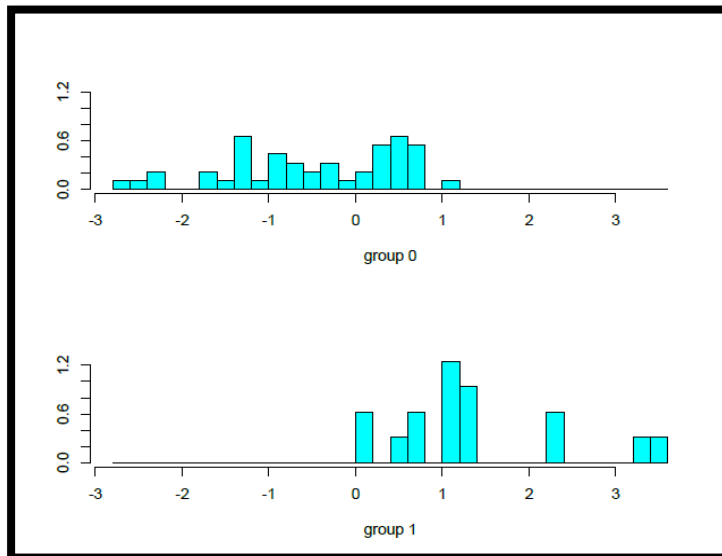
Autor	Año	Muestra	Total muestra	Acierto
Jorge Rosillo	2002	50 S y 50 F	100	90.50%
Berrío y Cabeza	2003	573 S y 49 F	622	77.10%
Héctor Villamil	2004	209 S y 172 F	381	95.05%
Juan Gil	2010	126.660 S y 8.627 F	135.287	88.29%
Elkin Calderón	2016	1.094 S y 1.495 F	2.589	47.21%
<i>Autor</i>	<i>2018</i>	<i>2.980 S y 23 F</i>	<i>3.003</i>	<i>88.73%</i>

Fuente: Elaboración propia

Observando la Tabla 16, el porcentaje de acierto de este trabajo puede considerarse alto, dado que el valor es mayor en comparación con las investigaciones realizadas en muestras de tamaño similar (i.e. Gil, 2010, Calderón, 2010). Puede observarse, además, que los porcentajes de acierto más altos se obtuvieron en los estudios con muestras más pequeñas.

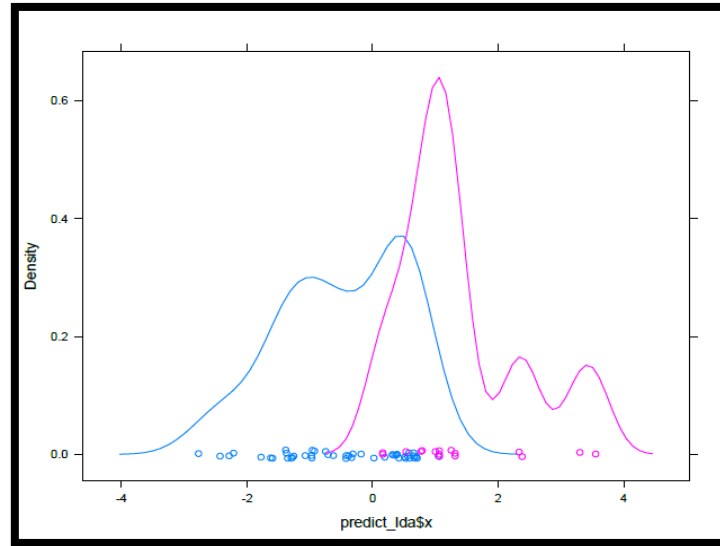
La función discriminante propuesta consigue separar dos grupos en el histograma de la Figura 19. Sin embargo, como se observa en la Figura 20 existe una superposición importante entre los dos grupos.

Figura 19: Resultados del análisis discriminante: Histograma.



Fuente: Elaboración propia

Figura 20: Gráfico de densidad mostrando la separación de los grupos obtenida a partir del modelo encontrado.

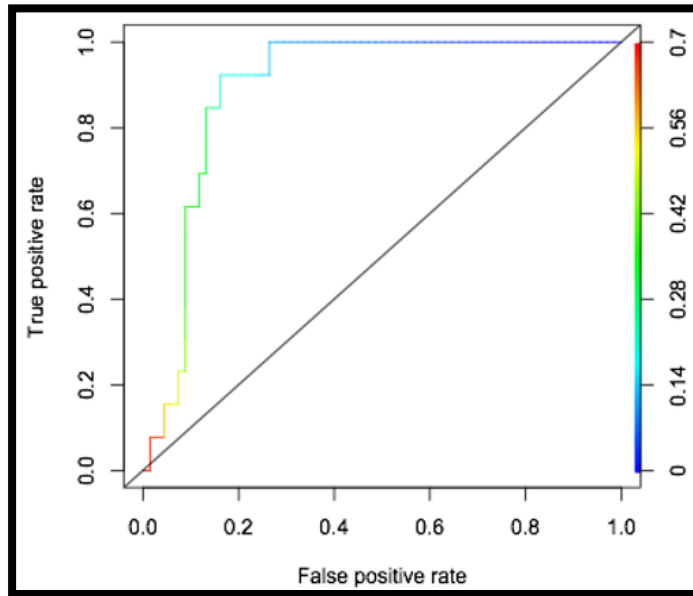


Fuente: Elaboración propia

Para evaluar la robustez del modelo discriminante se utiliza la curva ROC. Esta curva es una representación gráfica del rendimiento del clasificador que muestra la distribución de las fracciones de verdaderos positivos y de falsos positivos. La fracción de verdaderos positivos se conoce como sensibilidad, es decir, la probabilidad de clasificar correctamente a una empresa cuyo estado real sea definido como fracaso empresarial. La especificidad, por su parte, sería la probabilidad de clasificar correctamente a una empresa cuyo estado real sea clasificado sin fracaso empresarial, lo que sería igual a restar uno de la fracción de falsos positivos (Figura 21).

En nuestro caso, la sensibilidad fue calculada en 100% y la especificidad en 86.67% conforme los valores de la Figura 21. El valor predictivo positivo (VPP) y el valor predictivo negativo (VPN) fueron calculados en 58% y 100%, respectivamente.

Figura 21: Curva ROC o representación de sensibilidad frente a (1-especificidad) del modelo discriminante encontrado dada una precisión media de 88.73%. Cada resultado de predicción representa un punto en el espacio ROC. La línea diagonal representa una clasificación totalmente aleatoria.



Fuente: Elaboración propia

A modo de referencia es trazada una línea desde el punto 0,0 al punto 1,1 (diagonal de referencia, o línea de no-discriminación), como es mostrado en la Figura 21. Esta línea describe teóricamente lo que sería la curva ROC de un test diagnóstico incapaz de discriminar empresas fracasadas y no fracasadas, debido a que cada punto de corte que la compone determina la misma proporción de verdaderos positivos y de falsos positivos.

Un test diagnóstico se considera no-discriminativo si su curva ROC coincide con la línea de no-discriminación, la cual posee AUC (área under the curve) igual a 0,50. A medida que el AUC de un test diagnóstico se acerca al valor 1,0, mayor será su capacidad discriminativa. De esta forma, se puede concluir que el modelo es discriminativo al presentar un $AUC=0.887$; 95%IC (0.7768, 0.9368).

A modo de conclusión, se encuentra a través del análisis discriminante múltiple que los indicadores que discriminan de mejor manera las Mipymes fracasadas y no fracasadas del sector servicios de la ciudad de Bogotá son los de rentabilidad, en mayor medida el EBIT / Activo Total, cuyo promedio para las Mipymes no fracasadas de la muestra nunca es

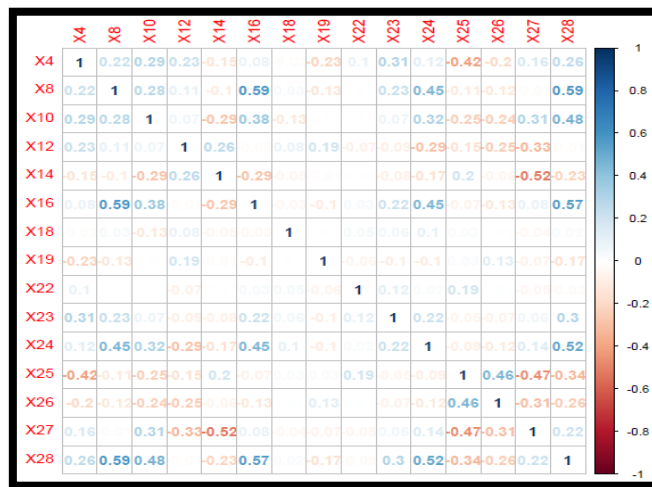
negativo, a diferencia del promedio de las fracasadas. El modelo propuesto logra un acierto en la clasificación del 88,73%, el cual sólo es superado por estudios realizados en Colombia con muestras que representan menos del 13% de la empleada en el presente trabajo.

5.3. Regresión logística

El modelo de regresión logística fue utilizado dado el interés de pronosticar la probabilidad de que ocurra o no fracaso empresarial mediante una variable dependiente de tipo dicotómico. Utilizando los subconjuntos de entrenamiento y test usados en el análisis discriminante múltiple y debido a la sensibilidad de los métodos de regresión por la autocorrelación de variables, se realiza un análisis de correlación usando el método de correlación de Pearson.

De esta manera, para construir el modelo de regresión logística se excluyen aquellas variables con un coeficiente de correlación $r > 0.7$, valor a partir de cual se considera que existe una alta correlación de acuerdo a la regla de Thumb, al respecto se puede profundizar en algunos textos (i.e. Mukaka, 2012, Kleinbaum, & Klein, 2010). El procedimiento anterior conduce a la selección de las variables “X4”, “X8”, “X10”, “X12”, “X14”, “X16”, “X18”, “X19”, “X22”, “X23”, “X24”, “X25”, “X26”, “X27” y “X28” como se observa en la Figura 22.

Figura 22: Análisis de correlación de Pearson usado para no considerar las variables con autocorrelación ($r > 0.7$).



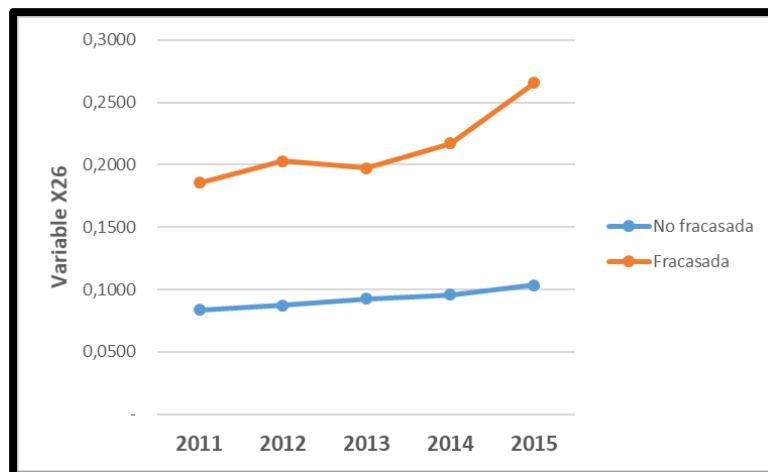
Fuente: Elaboración propia

Estas variables previamente seleccionadas son sometidas a un análisis de regresión univariado y son seleccionadas aquellas variables con $p < 0,10$. Producto de este análisis univariado son seleccionadas las variables "X8", "X10", "X16", "X26", "X28" y "X29". Posteriormente, se realiza el análisis de regresión logística multivariado siendo que el modelo con menor criterio de información de Akaike, tal que $AIC=47.78$, puede ser escrito como: $-12.15 \cdot X8 + 5.45 \cdot X26$. Puede entenderse entonces, que las variables X8 y X26 son los indicadores con mayor capacidad de predicción asertiva.

A continuación, se muestra la descripción de la variable financiera X26, dado que la variable X28 ya fue descrita en la sección anterior, también se muestra el resumen estadístico (gráficamente) de esta variable para los años evaluados (2011- 2015).

Variable X26: Corresponde a Pasivo no corriente / Activo total, y se encuentra en la categoría de *Endeudamiento*.

Figura 23: Resumen estadístico de la variable X26 en los años 2011-2015.



Fuente: Elaboración propia

En la Figura 23, se observa que el Pasivo no corriente / Activo total promedio de las empresas fracasadas es mayor que el de las empresas no fracasadas, incrementando de 0,185 a 0,265 del año 2011 al año 2015, mientras que el promedio de las empresas no fracasadas oscila entre 0,083 y 0,103. Debido a este comportamiento disímil, el indicador Pasivo no corriente / Activo total se puede usar para predecir el fracaso empresarial en el sector de servicios.

La anterior situación se presenta de manera similar en el modelo de Ohlson (1980), ya que, si bien no tiene en cuenta la variable Pasivo no corriente / Activo total, sí lo hace con las variables Pasivo Total / Activo Total y Pasivo Corriente / Activo Corriente, todos ellos indicadores de endeudamiento.

En los resultados presentados en otros trabajos en Colombia, se observa un protagonismo de los indicadores de endeudamiento, como es el caso de Pérez, González y Lopera (2013), López (2015), y Calderón (2016), en los que el indicador Pasivo Total / Activo Total resulta muy útil para diferenciar las empresas fracasadas y no fracasadas, al encontrarse en los modelos finales propuestos en los tres casos.

Al analizar los indicadores que se encuentran en los resultados de los estudios realizados en Colombia empleando el modelo de Ohlson, se encuentra que un 29% son indicadores de endeudamiento, mientras que los de rentabilidad y liquidez representan cada uno un 21% de los indicadores propuestos. Por lo anterior, en líneas generales, se puede decir que el presente estudio obtiene resultados similares a los demás estudios realizados en Colombia, pues se propone un indicador de endeudamiento y uno de rentabilidad para predecir el fracaso.

De otra parte, al igual que en el presente trabajo, el Pasivo no Corriente / Activo Total aparece en los resultados obtenidos por Romero (2013), y la Utilidad neta / Activo Total se encuentra en la propuesta de Pérez, Gonzáles y Lopera (2013).

Para comprobar el ajuste de los datos presentados se emplea el AIC, que compara la plausibilidad relativa de un conjunto de modelos. Es decir, dado un conjunto de modelos construidos con los mismos datos el AIC los ordena según su verosimilitud dados los datos con que se construyen.

Este criterio tiene en cuenta tanto el ajuste del modelo como su complejidad, por lo que entre menor sea el AIC mejor será el ajuste del modelo. Ya que está establecido que una regresión logística proporciona un mejor ajuste a los datos si demuestra una mejora sobre un modelo con menos predictores, es necesario realizar una prueba de razón de verosimilitud,

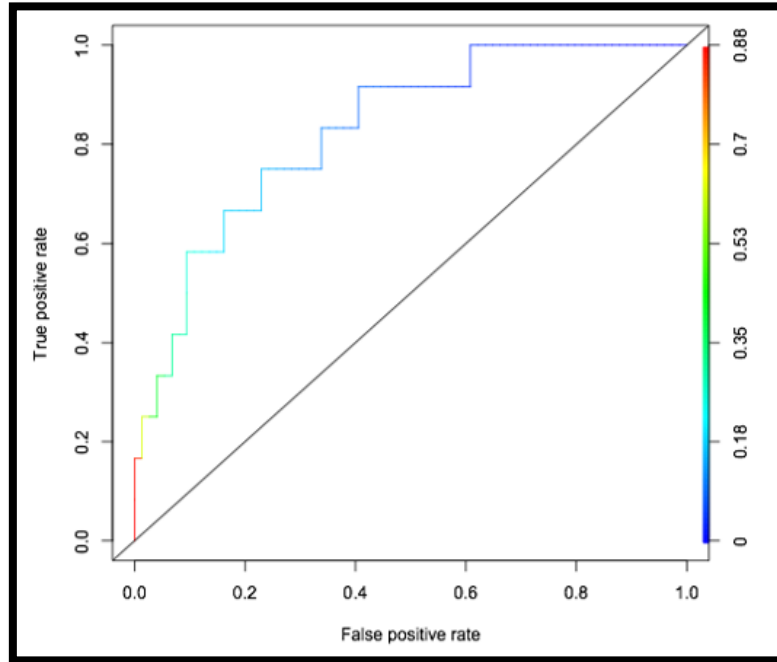
que compara la probabilidad de los datos bajo el modelo completo contra la probabilidad de los datos bajo un modelo con menos predictores.

Adicionalmente, debido a que la eliminación de las variables de predicción de un modelo casi siempre hará que el modelo no se ajuste bien, es necesario probar si la diferencia observada en el ajuste del modelo es estadísticamente significativa. Usando el test de razón de verosimilitud (“likelihood ratio tests”) se encuentra que el modelo tiene un ajuste mejor y que su verosimilitud empeora con menos variables ($p < 0.05$). De esta forma, dado que la H_0 sostiene que el modelo reducido se ajusta mejor, un valor p para la estadística de ajuste global del modelo menor a 0,05 obliga a rechazar la hipótesis nula.

A diferencia de la regresión lineal con la estimación de mínimos cuadrados ordinarios, en la regresión binomial no hay una estadística R^2 que explique la proporción de varianza en la variable dependiente que se explica por los predictores. Sin embargo, hay una serie de métricas de pseudo R^2 , como el valor de McFadden, que se define como $1 - [\ln(LM)/\ln(L0)]$, donde $\ln(LM)$ es el valor de la prueba de ratio de verosimilitud para el modelo ajustado y $\ln(L0)$ es la prueba de ratio de verosimilitud para el modelo nulo con una única intercepción como predictor. El valor McFadden calculado es de 0,68 siendo que valores más cercanos a cero indican que el modelo no tiene poder predictivo.

La efectividad del modelo se evalúa mediante una curva ROC que, como se dijo anteriormente, representa la potencia predictiva del modelo (Figura 24). Se calcula un AUC de alrededor de 81.9%; 95% IC (0.6858, 0.9218) en el conjunto de pruebas, lo que significa que el modelo puede diferenciar entre fracaso y no fracaso empresarial con una buena precisión.

Figura 24: Curva ROC o representación de sensibilidad frente a (1-especificidad) del modelo de regresión logística dada una precisión media de 81.9%. Cada resultado de predicción representa un punto en el espacio ROC. La línea diagonal representa una clasificación totalmente aleatoria.



Fuente: Elaboración propia

Aplicando el modelo de Ohlson y comparando los resultados obtenidos con las investigaciones con una muestra mayor a mil empresas (i.e. Martínez, 2003, Castro y Camacho, 2008, Romero, 2013), se evidencia que el porcentaje de acierto de la muestra estudiada en este trabajo es positivo con un valor de 81,90%. Dicho porcentaje se determina con base en la clasificación de empresas no fracasadas y empresas fracasadas, teniendo en cuenta los promedios de cada uno de los años evaluados. Los porcentajes de acierto se reflejan en la Tabla 17.

Tabla 17: Comparación del porcentaje de acierto en investigaciones realizadas y en la propia, utilizando el modelo de Ohlson.

Autor	Año	Muestra	Total muestra	Acierto
Oscar Martínez	2003	8.829 S y 171 F	9	82.71%
Héctor Villamil	2004	209 S y 172 F	381	92.34%
Castro y Camacho	2008	15.265 S y 142 F	15,407	75.27%
Fredy Romero	2013	32.318 S y 1.522 F	33,84	68.10%
Pérez, González y Lopera	2013	25.125 S y 631 F	25,756	88.60%

Autor	Año	Muestra	Total muestra	Acierto
Edison López	2015	3.361 S y 598 F	3,959	98.14%
Ramírez y Roa	2015	863 S y 369 F	1,232	84.10%
Elkin Calderón	2016	1.094 S y 1.495 F	2,589	44.56%
Edgar Lizarazo	2017	38 S y 38 F	76	80.42%
<i>Autor</i>	<i>2018</i>	<i>2.980 S y 23 F</i>	<i>3,003</i>	<i>81.90%</i>

Fuente: Elaboración propia

Para comparar la capacidad discriminativa de estos dos tests se comparan sus respectivas AUC, siendo más discriminativo el test con mayor AUC. Se encuentra que el test discrimina de forma más efectiva las empresas con fracaso empresarial. Sin embargo, para poder afirmar que existe una diferencia significativa entre el AUC de ambos test se hace una comparación estadística de ambas áreas bajo la curva ROC, según el método descrito por DeLong.

Cuando se comparan las AUC de dos pruebas, valores iguales de AUC significan que las dos pruebas arrojan el mismo rendimiento diagnóstico general, pero no necesariamente significa que las dos curvas ROC sean idénticas. En el caso de fracaso empresarial en las Mipymes Bogotanas del sector servicios, aunque el análisis discriminante múltiple presenta una mayor AUC, se puede afirmar que no hay una diferencia estadísticamente significativa entre los dos métodos considerados ($p > 0.05$).

Recapitulando, se puede decir que a través de la regresión logística se obtiene un modelo de predicción del fracaso de las Mipymes bogotanas del sector servicios conformado por los indicadores financieros Pasivo no corriente / Activo Total y Utilidad neta / Activo total, siendo el primero de endeudamiento y el segundo de rentabilidad. Dicho modelo cuenta con un acierto del 81,9% el cual solamente es mayor al obtenido por 3 de los estudios realizados en Colombia, y es menor también al obtenido en el modelo desarrollado en la sección anterior de este trabajo.

6. Conclusiones

El estudio del fracaso empresarial, a pesar de llevar más de 50 años en el ámbito académico, sigue contando con vigencia y una importante participación dentro de la producción bibliográfica actual. Esto debido a la aplicación de los modelos básicos de predicción a distintas economías, sectores y periodos, a su contrastación y a la proposición de nuevas variables y modelos con técnicas matemáticas, estadísticas y econométricas cada vez más avanzadas.

Esta permanencia en la producción académica refleja la relevancia de los estudios de predicción de fracaso empresarial, ya que sus resultados estimulan a las empresas, por pequeñas que sean, a analizar su información financiera, calcular indicadores financieros y prestar especial atención a aquellos que los estudios han detectado como discriminantes del fracaso empresarial.

Pese a la gran cantidad de documentos que se encuentran sobre el fracaso empresarial, éste trabajo es el primero en aplicar el análisis discriminante múltiple y la regresión lineal a las empresas catalogadas como Mipymes, que se encuentran localizadas en la ciudad de Bogotá y que desarrollan actividades del sector servicios.

Vale la pena resaltar que según el Ministerio de Comercio, Industria y Turismo (2014) las Mipymes representan el 96,4% de los establecimientos económicos de Colombia y adicionalmente, el 41,3% de estos se encuentran en la ciudad de Bogotá. De otro lado, según las cifras reportadas por la Superintendencia de Sociedades (2015), el 81,05% de este ya representativo grupo de organizaciones, se dedica a actividades propias del sector de los servicios.

En este punto se encuentra dificultad para caracterizar ese grupo específicamente, dado que las fuentes de información estadística se dedican a las Mipymes del sector servicios, o a las Mipymes de Bogotá, pero no se encuentran datos y características de organizaciones que cumplan las tres condiciones establecidas: ser Mipyme, tener domicilio en la ciudad de Bogotá y dedicarse a actividades de servicios.

De otra parte, en cuanto a los estudios de predicción del fracaso empresarial en Colombia, predomina la falta de obtención de resultados asertivos de empresas fracasadas y no fracasadas. Cabe resaltar que a lo largo de la revisión se constata que hasta la fecha la mayoría de las investigaciones continúan sin aplicar nuevas variantes en los modelos y en la metodología de trabajo empírico, dado que presentan mayor afinidad en la aplicación de técnicas estadísticas. Mares (2001) coincide con la idea pues considera que:

La sofisticación metodológica, aunque es imprescindible en el avance de la técnica, transforma en ocasiones a los investigadores en solo “especuladores estadísticos”, que, fundamentados en buenos resultados tras largos procesos de contratación de variables, no tienen en cambio una base teórica y carecen de interpretaciones económicas convincentes. (p.299)

Utilizando el análisis discriminante múltiple de Altman para los años evaluados (2011-2015) se tiene que las variables EBIT / Activo total, Disponible / Activo total, Utilidad antes de impuestos / Activo total y Utilidad neta / Activo total son las que presentan mejores predicciones, con un porcentaje de acierto del 88.73%, dicho porcentaje es mayor en comparación con otras investigaciones recientes realizadas en Colombia (i.e. Gil, 2010, Calderón, 2016).

Los resultados que se presentan utilizando el modelo de regresión logística de Ohlson indican que las variables EBIT / Activo total y Pasivo no corriente / Activo total, son las que presentan mejores predicciones con un porcentaje de acierto del 81.90%, dicho porcentaje es significativo si se compara con otras investigaciones (i.e. Martínez, 2003, Castro y Camacho, 2008, Romero, 2013).

Por lo anterior, se puede decir que los indicadores que denotan el fracaso empresarial en las Mipymes bogotanas del sector servicios son en mayor medida de rentabilidad, seguidos de los de endeudamiento y de liquidez. Es importante aclarar que este estudio se enfocó en el fracaso empresarial de las Mipymes bogotanas del sector de servicios, por lo tanto, la generalización de los resultados de cada modelo, pueden no ser aplicables a otro sector o grupo específico.

Dentro de dichos modelos, es pertinente decir que la escasa consecución de datos pudo haber afectado el resultado, ya que, dados los topes de obligatoriedad establecidos por la Superintendencia de Sociedades, son muy pocas las microempresas que reportan su información financiera, y son este tipo de empresas las que más participación tienen tanto en el stock como en el fracaso empresarial colombiano.

Finalmente, se considera importante continuar con las investigaciones sobre los modelos de predicción de fracaso empresarial en Colombia y establecer nuevos modelos que ayuden a alertar a las empresas, para así disminuir año tras año la cantidad de fracasos empresariales. Para futuras investigaciones es recomendable homogenizar la muestra, centrándose en empresas de un mismo sector, tamaño o región, lo que permite encontrar características comunes y comportamientos similares que lleven a la consecución de resultados más asertivos.

De la misma manera, se recomienda analizar y evaluar los modelos ya existentes, acercándolos, cuanto sea posible, a las interpretaciones y la lógica económica, llevando los resultados más allá y enriqueciendo la presentación de datos estadísticos.

7. Bibliografía

Asobancaria (2018). Supervivencia de las Mipyme: un problema por resolver. Semana Económica 2018. Julio de 2018.

Asociación colombiana de medianas y pequeñas industrias (2018). Revista PyMe. Décima edición. Mayo 2018 a Agosto 2018.

Aguirre, E., y Gómez, P. (2012). Las pymes del sector servicios en Bogotá. Aproximaciones para una caracterización. *Gestión social*, 5(1), pp. 73-81.

Aldazábal, J y Napan, A. (2014). Análisis discriminante aplicado a modelos de predicción de quiebra. 2 (42), pp. 53-59.

Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609. Recuperado en: <http://www.jstor.org/stable/2978933>

Altman, E. & Sabato, G. (2006). Modeling credit risk for SMEs: Evidence from the US Market. *Abacus*, 43(3), 332-357.

Arias, A., & Quiroga, R. (2008). Cese de actividades de las Pymes en el área metropolitana de Cali (2000-2004): un análisis de supervivencia empresarial. *Cuadernos de Administración*, 249-277.

Arquero, J. Abad, M. & Jiménez, S. (2009). Procesos de fracaso empresarial en Pymes. Identificación y contrastación empírica. *Revista Internacional de la Pequeña y Mediana Empresa*, 1(2), 64-77.

- Beaver, W. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Review*, 4, 71-111. Recuperado en: <http://www.jstor.org/stable/2490171>
- Beaver, W. (1968). Alternative accounting measures as predictors of failure. *The Accounting Review*, 43(1), 113-122. Recuperado en: <http://www.jstor.org/stable/244122>
- Berrío, D. y Cabeza, L. (2003). Verificación y adaptación del modelo de Altman a la Superintendencia de Sociedades de Colombia. *Pensamiento y Gestión*, 15, 26-51.
- Bechetti, L. y Sierra, J. (2003). Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms. *Journal of Banking and Finance*, 27(11), pp. 2099-2120.
- Bhandari, S & Rajesh, I. (2013). Predicting business failure using cash flow statement based measures. *Managerial Finance*, 39(7), 667-676. Extraído de <http://dx.doi.org/10.1108/03074351311323455>
- Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 12(1), Spring, pp. 1-25.
- Calderón, E. (2016). Evaluación de los modelos de predicción de fracaso empresarial en el sector manufacturero colombiano en los años 2010-2014. (Trabajo Final de maestría). Universidad Nacional de Colombia. Bogotá, Colombia.
- Cámara de Comercio de Bogotá (2015). Observatorio de la región Bogotá-Cundinamarca N° 24. Extraído de <http://www.ccb.org.co/Sala-de-prensa/Noticias-CCB/2015/Marzo/Observatorio-de-la-Region-Bogota-Cundinamarca-nro.-24>
- Cámara de Comercio de Bogotá (2018). Observatorio de la región Bogotá-Cundinamarca. Extraído de <https://www.ccb.org.co/Sala-de-prensa/Noticias-CCB/2018/Enero/Bogota-Region-cerro-2017-con-728.784-empresas-y-establecimientos-de-comercio>
- Caro, P., Díaz, M. & Porporato, M. (2013). Predicción de quiebras empresariales en economías emergentes: uso de un modelo logístico mixto. *Revista de métodos*

cuantitativos para la economía y la empresa, 16, 200-215. Extraído de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=233129568008>

Castro, J., Camacho, M. (2008). Modelo de alerta temprana para predecir la insolvencia empresarial en el sector real colombiano. *Empresas colombianas: actualidad y perspectivas*, 237-259.

Centro de Estudios Económicos ANIIF (2014). La gran encuesta Pyme. Extraído de http://anif.co/sites/default/files/uploads/Gran%20Encuesta%20Pyme%202014-I_2.pdf

Centro de Estudios Económicos ANIIF (2016). La gran encuesta Pyme. Extraído de <http://suscripciones.anif.co/sites/default/files/uploads/GEP%20NACIONAL%20I-2016.pdf>

Cepeda, M., Boston, R., Farrar, J y Strom, B. (2003). Comparison of logistic regression versus propensity score when the number of events is low and there are multiple confounders. *American Journal of Epidemiology*. 158 (3), pp 280-287.

Chawla, Nitesh V. Japkowicz, N. y Kotcz, A. (2004). Editorial: Special Issue on Learning from Imbalanced Data Sets. *SIGKDD Explor. Newsl.* 6(1), jun, pp 1-6.

Concato, J. Feinstein, A. & Holford, T. (1993). The Risk of Determining Risk with Multivariable Models. *Annals of Internal Medicine*. 118(3), Feb., pp 201-210.

Confecámaras (2016). Nacimiento y supervivencia de las empresas en Colombia. Extraído de <http://www.confecamaras.org.co/cooperacion-y-competitividad/analisis-economico>

Congreso de la República de Colombia. Ley 905 del 2 de Agosto de 2004. Por medio de la cual se modifica la Ley 590 de 2000 sobre promoción de desarrollo de la micro, pequeña y mediana empresa colombiana y se dictan otras disposiciones.

Congreso de la República de Colombia. Ley 1116 del 27 de Diciembre de 2006. Por la cual se establece el régimen de insolvencia empresarial en la República de Colombia y se dictan otras disposiciones.

Congreso de la República de Colombia. Ley 222 de 1995. Por la cual se modifica el Libro II del Código de Comercio, se expide un nuevo régimen de procesos concursales y se dictan otras disposiciones. Diario Oficial No. 42.156, de 20 de diciembre de 1995.

Congreso de la República de Colombia. Ley 550 de 1999. Por la cual se establece un régimen que promueva y facilite la reactivación empresarial y la reestructuración de los entes territoriales para asegurar la función social de las empresas y lograr el desarrollo armónico de las regiones y se dictan disposiciones para armonizar el régimen legal vigente con las normas de esta ley. Diario Oficial No. 43.940 de 19 de marzo de 2000.

Congreso de la República de Colombia. Ley 590 de 2000. Por la cual se dictan disposiciones para promover el desarrollo de las micro, pequeñas y medianas empresa. Diario Oficial No. 44.078 de 12 de julio 2000.

Correa, A., Acosta, M. y González, A. (2003). La insolvencia empresarial: un análisis empírico para la pequeña y mediana empresa. Revista de Contabilidad, 6(12), pp. 47-79.

Departamento Administrativo Nacional de Estadísticas (2012). Clasificación Industrial Internacional Uniforme de todas las actividades económicas. Extraído de: https://www.dane.gov.co/files/nomenclaturas/CIIU_Rev4ac.pdf

Departamento Administrativo Nacional de Estadísticas (2017). Tecnologías de la información y las comunicaciones. Recuperado de: <http://www.dane.gov.co>.

Dirección de Estudios e Investigaciones (2004). El sector servicios en la región Bogotá-Cundinamarca. Extraído de

http://bibliotecadigital.ccb.org.co/bitstream/handle/11520/2848/585_2004_12_15_15_38_25_sector_servicios.pdf?sequence=1&isAllowed=y

- Domingos, P. (2002). MetaCost: A General Method for Making Classifiers Cost-Sensitive. Proceedings of the Fifth ACM SIGKDD Int'l. Conf. on Knowledge Discovery & Data Mining.
- Elkan, C. (2001). The foundations of cost-sensitive learning. In Proceedings of the Seventeenth International Joint Conference on Artificial Intelligence. pp. 973–978.
- Espinosa, F. (2013). Variables financieras determinantes del fracaso empresarial para la pequeña y mediana empresa en Colombia: análisis bajo modelo logit. *Pensamiento y gestión*, 34, 235-277.
- Espinosa, F. Melgarejo, Z. & Vera M. (2015). Fracaso empresarial de las pequeñas y medianas empresas (pymes) en Colombia. *Suma de negocios* 6(13), 29-41. Extraído de: <http://dx.doi.org/10.1016/j.sumneg.2015.08.003>
- Fawcett, T. (2004). ROC Graphs: Notes and Practical Considerations for Researchers.
- Ferrando, M. y Blanco, F. (1998). La previsión del fracaso empresarial en la comunidad valenciana: aplicación de los modelos discriminante y logit. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 27(95), abril-junio, pp. 499-540.
- Gabás, F. (1990). Técnicas actuales de análisis contable, evaluación de la solvencia empresarial. Madrid: Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas. Ministerio de Economía y Hacienda.
- García, D., Arqués, A., & Calvo-Flores, A. (1995). Un modelo discriminante para evaluar el riesgo bancario en los créditos a empresas. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 175-200.

- Gazengel, A. y Thomas, P. (1992). Les défaillances d'entreprises. Les Cahiers de Recherche, 105, 47 p., École Supérieure de Commerce de Paris.
- Gil, J. (2010). Detección de alertas tempranas que indiquen la necesidad de acuerdos de reestructuración financiera en compañías colombianas. Trabajo final para optar al título de Magister en Ingeniería Industrial. Universidad Nacional de Colombia.
- Guo, H. y Viktor, H. L. (2004). Learning from imbalanced data sets with boosting and data generation: The DataBoost-IM approach. SIGKDD Explorations. 6(1), pp. 30–39.
- Hassan, E. Zainuddin, Z. y Sabariah, N. (2017). A review of financial distress prediction models: logistic regression and multivariate discriminant analysis. IPJAF, Vol 1, N° 3, 2017. 13-23.
- Hernández, R. Fernández, C. & Baptista, P. (2014). Metodología de la Investigación. 5ta edición. Mc Graw Hill. México D.F.
- Hill, N. Perry, S. y Andes, S. (1996). Evaluating Firms in Financial Distress: An Event History Analysis. Journal of Applied Business Research, 13(13), pp. 60-71.
- Hsieh, F. Bloch, D. Larsen, M. (1998). A simple method of sample size calculation for linear and logistic regression. Statistics in Medicine. 17(14), pp. 1623-1634.
- Japkowicz, N. (2000). The Class Imbalance Problem: Significance and Strategies. The Class Imbalance Problem: Significance and Strategies. In Proceedings of the 2000 International Conference on Artificial Intelligence (ICAI). pp. 111-117.
- Jianping, Z. Bloedorn. E. Rosen, L. y Venese D. (2004). Learning rules from highly unbalanced data sets. Fourth IEEE International Conference on Data Mining (ICDM'04). Nov., pp. 571-574.
- Kleinbaum, D. Klein, M. (2010). Logistic regression. Third Edition. Springer.
<http://www.springer.com/series/2848>

- Kubat, M and Matwin, Stan. (2000). Addressing the Curse of Imbalanced Training Sets: One-Sided Selection. Fourteenth International Conference on Machine Learning. Jun.
- Lewis, D. y Catlett, J. (1994). Heterogeneous Uncertainty Sampling for Supervised Learning. In Proceedings of the Eleventh International Conference on Machine Learning. pp. 148-156.
- Ling, Ch. y Li, Ch. (1998). Data Mining for Direct Marketing: Problems and Solutions. Proceedings of the Fourth International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. pp. 73-79.
- Liu, X. y Zhou, Z. (2009). Exploratory Undersampling for Class-Imbalance Learning. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics). 39(2), April, pp. 539-550.
- Lizarazo, E. (2017). Variables financieras de las pequeñas y medianas empresas colombianas que fracasan en comparación con las que sobreviven. (Tesis de maestría). Universidad Nacional de Colombia. Bogotá, Colombia.
- López, E. (2015). Modelo de Predictibilidad de Quiebra en las Pymes Colombianas del Sector Comercio. (Tesis de maestría). Colegio de Estudios Superiores de Administración – CESA, Bogotá.
- López, E. y Flórez, R. (1999). El análisis de solvencia empresarial utilizando redes neuronales autoasociativas: el modelo Koh-León. Proceedings of the VI International Meeting on Advances in Computational Management, Reus.
- Mares, 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. (Tesis Doctoral). Universidad Autónoma de Barcelona, Barcelona.

- Martínez, O. (2003). Determinantes de fragilidad en las empresas colombianas. Borradores de Economía, 259, 1-24.
- Martínez, A. (2006). Determinantes de la supervivencia de empresas industriales en el área metropolitana de Cali 1994-2003. Revista Sociedad y Economía, 112-144.
- Ministerio de Comercio, Industria y Turismo. (2014). Reporte de Mipymes. Extraído de https://issuu.com/jpasante/docs/reporte_de_mipymes_febrero_2014_lb
- Mora, A. (1994). Limitaciones metodológicas de los trabajos empíricos sobre la predicción del fracaso empresarial. Revista española de financiación y contabilidad, XXIV (80), 709-732.
- Mora, M. & González, M. (2009). Caracterización del fracaso empresarial en Colombia: Un enfoque con escalado multidimensional. Universidad de Valladolid: Programa Interuniversitario de Doctorado 'Nuevas Tendencias en Dirección de Empresas'.
- Mukaka, M. (2012). Statistics corner: a guide to appropriate use of correlation coefficient in medical research. Malawi Medical Journal, 24(3), pp. 69-71.
- Narváz, L. (2010). Análisis de la aplicación de los modelos de predicción de quiebras en Colombia. Proyecto de grado para optar al título de profesional en Contaduría Pública.
- Ohlson, J. (1980). Journal of Accounting Research. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. Vol. 18, No. 1 (Spring, 1980), pp. 109-131.
- Owen, Art B. (2007). Infinitely Imbalanced Logistic Regression. J. Mach. Learn. Res. (8), may., pp. 761-773.
- Peduzzi, P. Concato, J. Kemper, E. Holford, T. & Feinstein, A. (1996). A simulation study of the number of events per variable in logistic regression analysis. Journal of Clinical Epidemiology. 49(12), pp. 1373-1379.

- Perilla, M. (2015). Pymes y globalización en Colombia. Universidad Militar Nueva Granada, Bogotá, Colombia.
- Pohar, M. Blas, M. y Turk, D. Comparison of logistic regression and linear discriminant analysis: a simulation study. *Metoloski zvezki*, Vol 1, N° 1, 2004. 143-161.
- Provost F. (2000). Machine Learning from Imbalanced Data Sets 101 Extended. AAI Technical Report WS-00-05.
- Provost, F. y Fawcett, T. (2001). Robust Classification for Imprecise Environments. *Mach. Learn.* 42(3), Mar., pp. 203-231.
- Parra, J. (2011). Determinantes de la probabilidad de cierre de nuevas empresas en Bogotá. *Revista Facultad de Ciencias Económicas*, 19, 27-53.
- Pérez, J. González, K. & Lopera, M. (2013). Modelos de predicción de la fragilidad empresarial: aplicación al caso colombiano para el año 2011. *Perfil de Coyuntura Económica*, 22, 205-228.
- Platt, H. y Platt, M. (1991). A Note on the Use of Industry Relative Ratios in Bankruptcy Prediction. *Journal of Banking and Finance*, 15(6), pp. 1183-1194.
- Platt, H. y Platt, M. (2002). Predicting Corporate Financial Distress: Reflections on Choice-Based Sample Bias. *Journal of Economics and Finance*, 26(2), pp. 184-199.
- Ramírez, S., y Roa, M. (2015). Modelo de predicción de alerta temprana para riesgo de quiebra de pymes sector industrial de Bogotá. Bogotá: Universidad Piloto.
- Romero, F. (2013). Variables financieras determinantes del fracaso empresarial para la pequeña y mediana empresa en Colombia: análisis bajo modelo logit. *Pensamiento y gestión*, 34, 235-277.

- Romero, F. Melgarejo, Z. & Vera M. (2015). Fracaso empresarial de las pequeñas y medianas empresas (pymes) en Colombia. *Suma de negocios* 6(13), 29-41. Extraído de: <http://dx.doi.org/10.1016/j.sumneg.2015.08.003>
- Rosillo, J. (2002). Modelo de predicción de quiebras de las empresas colombianas. *Innovar*, 19, 109-124.
- Rubio, M. (2008). Análisis del fracaso empresarial en Andalucía. Especial referencia a la edad de la empresa. *Cuadernos de CCEE y EE*, 54, 35-56.
- Schoenfeld, David A. y Borenstein, Michael. (2005). Calculating the power or sample size for the logistic and proportional hazards models. *Journal of Statistical Computation and Simulation*. 75(10), pp. 771-785.
- Stockwell, D. & Peterson, A. (2002). Effects of sample size on accuracy of species distribution models. *Ecological Modelling*. 148(1), pp. 1-13.
- Superintendencia de Sociedades de Colombia (2013). Informe Regional Bogotá 2009-2012. Extraído de <http://www.supersociedades.gov.co/asuntos-economicos-y-contables/estudios-y-supervision-por-riesgos/estudios-economicos-y-financieros/Documents/Regiones/Bogota%202013.pdf>
- Superintendencia de Sociedades de Colombia (2019). Estadísticas acumuladas para los procesos de reorganización y validación judicial. Extraído de https://www.supersociedades.gov.co/delegatura_insolvencia/Documents/Informes_Periodicos_Enero_31_2019/Reorganizacion_Empresarial_Validacion_Judicial_Acumulado_31Enero2019.htm
- Superintendencia de Sociedades de Colombia (2019). Estadísticas acumuladas para los procesos de liquidación judicial. Extraído de https://www.supersociedades.gov.co/delegatura_insolvencia/Documents/Informes_Periodicos_Enero_31_2019/Liquidacion_Judicial_31Enero2019.htm

Superintendencia de Sociedades de Colombia (2019). Estadísticas acumuladas para los procesos de concordato. Extraído de https://www.supersociedades.gov.co/delegatura_insolvencia/Documents/Informes_Periodicos_Enero_31_2019/Concordatos_Acumulados_31Enero2019.htm

Superintendencia de Sociedades de Colombia (2019). Estadísticas acumuladas para los acuerdos de reestructuración. Extraído de https://www.supersociedades.gov.co/delegatura_insolvencia/Documents/Informes_Periodicos_Enero_31_2019/Acuerdo_Reestructuracion_31Enero2019.htm

Tang, Y., Zhang, Y., Chawla, N., & Krasser, S. (2009). SVMs Modeling for Highly Imbalanced Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*. 39(1), Feb., pp. 281-288. Recuperado de: doi=10.1109/TSMCB.2008.2002909.

Tascón, M., y Castaño, F. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente. *Sistema de información científica*, 15(1), 28.

Ting, Kai Ming. (2002). An instance-weighting method to induce cost-sensitive trees. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 14(3), May., pp. 659-665.

Turney, Peter D. (2000). Types of cost in inductive concept learning. *Proceedings of the ICML'2000 Workshop on Cost- Sensitive Learning*. pp. 15-21.

Væth, M. y Skovlund, E. (2004). A simple approach to power and sample size calculations in logistic regression and Cox regression models. *Statistics in Medicine*. 23(11), pp. 1781-1792.

Villamil, H. (2004). Modelos multivariados para la predicción de insolvencia empresarial una aplicación al caso colombiano. Bogotá. Universidad Piloto de Colombia.

Visa, S., y Ralescu, A. (2005). Issues in Mining Imbalanced Data Sets - A Review Paper. *Proc. 16th Midwest Artificial Intelligence and Cognitive Science Conference*. (01).

Weiss, G. (2004). Mining with rarity: a unifying framework. SIGKDD Exploraciones 6 (11), pp 7 - 19.

Wehrens, R. Chemometrics with R. Springer. (2011). Recuperado en: <http://www.springer.com/series/6991>

Westgaard, S. y Van Der Wijst, N. (2001). Default Probabilities in a Corporate Bank Portfolio: A Logistic Model Approach. European Journal of Operational Research, 135(2), December, pp. 338-349.