



UNIVERSIDAD  
**NACIONAL**  
DE COLOMBIA

# **Modelos de elección binaria aplicados al pronóstico del fracaso empresarial para las Pymes en Colombia**

**Yenny Andrea Gutiérrez**

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Ciencias Económicas  
Maestría en Contabilidad y Finanzas  
Bogotá, Colombia  
2019



# Modelos de elección binaria aplicados al pronóstico del fracaso empresarial para las Pymes en Colombia

**Yenny Andrea Gutiérrez**

Trabajo final presentado como requisito para optar al título de:  
**Magíster en Contabilidad y Finanzas**

Director:  
MSc. Germán Guerrero Chaparro

Línea de Profundización:  
Finanzas

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Ciencias Económicas  
Maestría en Contabilidad y Finanzas  
Bogotá, Colombia  
2019



## Resumen

El presente trabajo tiene como objetivo principal evaluar la capacidad en el pronóstico del fracaso empresarial de los modelos de elección binaria para las Pymes en Colombia, discriminando entre los dos grupos de empresas definidos (fracasadas y no fracasadas). Igualmente, busca comparar estos resultados para cada modelo evaluado e identificar las variables explicativas que permiten diferenciar mejor entre grupo de empresas. Para lograr este fin, se utilizó la información financiera reportada por este grupo de empresas a la Superintendencia de Sociedades para el periodo comprendido entre 2008 – 2017, así como lo relativo al sector donde desempeñan su actividad económica y ubicación geográfica, para calcular diferentes modelos a partir de las técnicas de estadísticas de elección binaria.

Finalmente, con los resultados obtenidos se pretende contribuir en el entendimiento del fracaso empresarial de las pequeñas y medianas empresas colombianas, que permitan adoptar y ejecutar políticas entorno a su supervivencia, además de proporcionar herramientas que faciliten la toma de decisiones tanto preventivas como correctivas.

### Palabras Claves

Fracaso empresarial, Modelos de elección binaria, Pymes.

## Abstract

The present work has as main objective to evaluate the capacity in the forecast of business failure of the binary choice models for small medium-sized enterprises in Colombia, discriminating between the two groups of companies defined (failed and unsuccessful). Likewise, it seeks to compare these results for each model evaluated and identify the explanatory variables that allow a better differentiation between group of companies. To achieve this goal, the financial information reported by this group of companies to the Superintendencia de Sociedades was used for the period between 2008 - 2017, as well as related to the sector where they perform their economic activity and geographical location, to calculate different models to from binary choice statistics techniques.

Finally, with the results obtained, it is intended to contribute to the understanding of the business failure of small and medium-sized Colombian companies, which allow adopting and executing policies around their survival, as well as providing tools that facilitate both preventive and corrective decision making.

## Keywords

Business failure, Binary choice models, SMEs.

## Tabla de contenido

Resumen .....	V
1. Introducción .....	1
2. Planteamiento del problema .....	3
3. Justificación de la investigación .....	4
4. Objetivos .....	6
4.1. Objetivo general .....	6
4.2. Objetivos específicos .....	6
5. Caracterización de las pequeñas y medianas empresas – Pymes .....	8
6. Fracaso empresarial .....	15
6.1. Régimen de Insolvencia en Colombia .....	19
7. Modelos estadísticos de pronóstico .....	24
7.1. Análisis Univariante .....	25
7.2. Análisis Discriminante Múltiple -MDA .....	26
7.3. Modelos de elección binaria .....	27
7.3.1. Logit .....	28
7.3.2. Probit .....	30
7.4. Redes Neuronales .....	31
7.5. Algoritmos Genéticos .....	31
7.6. Mapas Autoorganizados .....	31
7.7. Modelo de Análisis Envolvente de Datos -DEA .....	32
8. Variables explicativas .....	34
9. Enfoque metodológico .....	37
9.1. Diseño metodológico .....	37
9.2. Diseño de la investigación .....	38
9.3. Selección de Variables .....	39
9.4. Selección de la Muestra .....	39
10. Análisis de datos y resultados .....	41
10.1. Conformación y análisis de la muestra .....	41
10.2. Estimación del modelo logit .....	44
10.3. Estimación del modelo probit .....	52
Conclusiones .....	59
Bibliografía .....	63
Anexos .....	70

## Lista de Gráficas

<b>Gráfico 1</b> Distribución porcentual por tamaño de empresa en Colombia, 2015.....	12
<b>Gráfico 2</b> Distribución del tamaño de empresas en Colombia según intervalos de edad (%), 2017. .....	13
<b>Gráfico 3</b> Tasas de supervivencia de las empresas a 5 años, por tamaño de empresa. ....	13
<b>Gráfico 4</b> Distribución por sectores económicos de las Pymes en Colombia (%), 2017. ....	14
<b>Gráfico 5</b> Distribución por regiones de las Pymes en Colombia (%), 2017.....	14
<b>Gráfico 6</b> Distribución de procesos de reorganización por regiones en Colombia (%), 2008-2016. .....	21
<b>Gráfico 7</b> Distribución de procesos de reorganización por actividad económica en Colombia (%), 2008-2016.....	21
<b>Gráfico 8</b> Distribución de procesos de liquidación judicial por regiones en Colombia (%), 2008- 2016.....	22
<b>Gráfico 9</b> Distribución procesos de liquidación judicial por actividad económica en Colombia (%), 2008-2016.....	23
<b>Gráfico 10</b> Curva ROC -Modelo logit .....	52
<b>Gráfico 11</b> Curva ROC – Modelo Probit.....	57

## Lista de Tablas

<b>Tabla 1</b> Criterios de clasificación de las Mipymes en América Latina .....	8
<b>Tabla 2</b> Normatividad para establecer los criterios de clasificación de las Pymes en Colombia ....	9
<b>Tabla 3</b> Colombia: Criterios para la clasificación de las Mipymes .....	9
<b>Tabla 4</b> Colombia: Criterios de clasificación empresarial según el Decreto 957 de 2019.....	11
<b>Tabla 5</b> Colombia: Evolución del número de empresas formales por tamaño, 2011-2015.....	12
<b>Tabla 6</b> Definiciones respecto al concepto de fracaso empresarial.....	17
<b>Tabla 7</b> Trabajos pioneros en el estudio del fracaso empresarial.....	25
<b>Tabla 8</b> Trabajos y metodologías sobre fracaso empresarial .....	32
<b>Tabla 9</b> Indicadores financieros empleados en el estudio del fracaso empresarial .....	34
<b>Tabla 10.</b> <i>Indicadores financieros de liquidez, endeudamiento y rentabilidad</i> .....	36
<b>Tabla 11</b> Distribución de la muestra por tamaño de empresa.....	41
<b>Tabla 12</b> Distribución de la muestra de empresas por regiones .....	41
<b>Tabla 13</b> Distribución de la muestra de empresas por actividad económica.....	41
<b>Tabla 14</b> Valores promedio y desviación estándar por grupo de empresas.....	42
<b>Tabla 15</b> Pruebas de normalidad Kolmogorov-Smirnov y Shapiro Wilk .....	43
<b>Tabla 16</b> Prueba U de Mann-Whitney .....	43
<b>Tabla 17</b> Matriz de correlaciones de Spearman.....	44
<b>Tabla 18</b> Factor VIF para los parámetros estimados del modelo logit.....	45
<b>Tabla 19</b> Estimación del modelo logit .....	46
<b>Tabla 20</b> Calculo de efectos marginales – Modelo logit.....	49
<b>Tabla 21</b> Factor VIF para los parámetros estimados del modelo probit .....	53
<b>Tabla 22</b> Estimación del modelo Probit .....	54
<b>Tabla 23</b> Caculo de efectos marginales – Modelo probit .....	57
<b>Tabla 24</b> Comparativo medidas de bondad de ajuste y clasificación .....	58

## Lista de Anexos

<b>Anexo 1</b> Departamentos agregados por regiones .....	70
<b>Anexo 2</b> Comportamiento del PIB por ramas de actividad económica .....	71
<b>Anexo 3</b> Tamaño de mercado (Interno y externo) .....	72
<b>Anexo 4</b> Complejidad aparato productivo .....	73
<b>Anexo 5</b> Densidad empresarial .....	74
<b>Anexo 6</b> Tasa de natalidad empresarial neta.....	75
<b>Anexo 7</b> Profundización financiera de la cartera comercial .....	76
<b>Anexo 8</b> Costo de transporte por departamento a municipio de destino.....	77



## 1. Introducción

El fracaso empresarial de las pequeñas y medianas empresas en Colombia constituye un problema dada su importancia en la generación de empleo y crecimiento económico, adicionalmente, la incertidumbre respecto de su continuidad propicia la desconfianza entre los agentes que convergen entorno a estas, como lo son: inversionistas, acreedores, empleados, establecimientos de crédito, entes de control, gobierno, entre otros. Por otra parte, entender su desempeño y los factores que explican su fracaso, facilitará su continuidad e integración en mercados que son cada vez más competitivos.

Es por lo que, en los últimos años diversos investigadores han desarrollado estudios, con el fin, de entender las dificultades que llevan a que este grupo de empresas tengan bajas probabilidades de supervivencia a través de los años, basándose principalmente, en las cifras registradas en los estados financieros que reportan a la Superintendencia de Sociedades. Así como, en el concepto del fracaso empresarial asociado al régimen de insolvencia vigente en el país. Aun cuando, estos estudios surgen del análisis empírico, dada la dificultad que representa definir en estricto sentido el concepto de fracaso, los resultados logrados aportan información valiosa que dan línea sobre su comportamiento y posible supervivencia.

Para lograr el propósito de entender su desempeño, han sido empleados diferentes modelos econométricos, entre los que se encuentran los relativos al análisis univariante (Beaver, 1966), discriminante múltiple (Altman, 1968; Deakin, 1972), de respuesta binaria logit y probit (Martín, 1977; Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984), y más recientemente, los modelos basados en la inteligencia artificial: redes neuronales, algoritmos genéticos, árboles de decisión, entre otros (Bell et al., 1990; Serrano et al., 1993; Serrano-Cinca, 1996; Shin y Lee, 2002). En el caso particular, de los modelos de elección binaria, su aplicación asociada al estudio del fracaso empresarial ha sido amplia, debido a que la estimación de los parámetros se realiza utilizando el método de estimación por máxima verosimilitud, que permite reproducir la matriz de correlaciones observada, de manera que los coeficientes estimados por el modelo hacen que los resultados sean más confiables al momento de clasificar una muestra de empresas en dos grupos definidos previamente, en adición, permite obtener estimaciones de la probabilidad de que ocurra el evento objeto de estudio, identificar y medir la importancia (influencia o peso relativo) de las variables independientes en el pronóstico del fracaso empresarial.

Por otro lado, las ventajas que tiene con relación a los modelos de análisis univariante y discriminante múltiple se hallan principalmente en los supuestos que estos últimos deben cumplir para lograr resultados relevantes. El primero, al emplear una única variable explicativa conduce a que los resultados carezcan de generalidad, es decir, que el análisis de diferentes variables puede producir múltiples conclusiones, en el segundo, se asume la distribución normal de las variables explicativas y no es factible incluir variables de tipo categórico (Ringeling, 2004). Con relación a los modelos de inteligencia artificial, la complejidad del sistema que construyen impide conocer la importancia que presenta cada variable en el resultado final y la definición de regiones muy complejas puede producir resultados poco satisfactorios cuando se introducen nuevas empresas (De Andrés, 2000).

Las pequeñas y medianas empresas para consolidarse a través del tiempo requieren tener la capacidad de superar diversidad de situaciones tanto de carácter interno como externo. Como señala la Superintendencia de Sociedades, el fracaso de las Pymes en Colombia está relacionado principalmente con altos niveles de endeudamiento, deficiencia organizacional, administrativa y financiera, la competencia, entre otros (Supersociedades, 2017); por otra parte, Confecámaras asocia al desempeño de estas empresas a factores propios del territorio y sector en los cuales se desarrollan su actividad económica (Confecámaras, 2017).

Dicho lo anterior, este documento se enmarca en la evaluación de los modelos de elección binaria para el pronóstico del fracaso empresarial de las pequeñas y medianas empresas colombianas durante el periodo comprendido entre 2008 – 2017, haciendo uso de variables de carácter financiero, que se calculan con base los estados financieros reportados por estas empresas a la Superintendencia de Sociedades. Adicionalmente, se incorporan las variables categóricas de tamaño, sector o actividad económica y ubicación geográfica.

El documento está dividido en cuatro partes: en la primera, se hace una revisión respecto de la caracterización de las pequeñas y medianas empresas en el contexto colombiano, el concepto de fracaso empresarial y el régimen de insolvencia en Colombia, de los modelos estadísticos de pronóstico usados entorno al estudio del fracaso empresarial y de las variables explicativas que permiten distinguir entre cada grupo de empresas. En segundo lugar, se explica el enfoque metodológico. En la tercera parte, se presentan el análisis de datos y resultados. Finalmente, se presentan las conclusiones a partir de los resultados obtenidos y se proponen nuevas líneas de estudio.

## 2. Planteamiento del problema

Las pequeñas y medianas empresas en Colombia contribuyen con cerca del 38,7% del PIB y generan el 30,5% de puestos de trabajo<sup>1</sup>. En 2004 a través de la Ley 905, el gobierno nacional creó el Sistema Nacional de Apoyo a la micro, pequeña y mediana empresa, con el objetivo de: *“Asegurar la adopción y ejecución de políticas públicas de fomento a las micro, pequeñas y medianas empresas con el propósito de generar empleo y crecimiento económico sostenido”*. Sin embargo, cifras publicadas por Confecámaras<sup>2</sup> revelan que su supervivencia en el primer año de creación es del 78%, al tercer año de 61% y para el quinto año solo el 42.9% continúa funcionando.

Por otra parte, de acuerdo con el informe publicado por la Superintendencia de Sociedades a diciembre de 2018 (Estadísticas acumuladas para el período 01.2001-12.2018), 883 empresas de las cuales el 64,3% corresponden a pequeñas y medianas empresas habían iniciado el proceso de restructuración; para el mismo periodo evaluado 624 empresas (27,9%, pymes) aceptaron o fueron convocadas a concordato; 1.734 (51,9%, pymes) iniciaron proceso de liquidación judicial; 1.379 (69,3%, pymes) iniciaron proceso de liquidación obligatoria, y finalmente 2.375 empresas (41,6%, pymes) aceptaron reorganizarse.

Las pequeñas y medianas empresas para consolidarse a través del tiempo requieren tener la capacidad de superar diversidad de situaciones tanto de carácter interno como externo. En efecto, la Superintendencia de Sociedades indica que el fracaso de estas estructuras en Colombia está vinculado principalmente con el alto endeudamiento, la deficiencia organizacional, administrativa y financiera, la competencia, la tasa de cambio, los problemas con los proveedores, la baja rotación de cartera y la reducción en ventas<sup>3</sup>. Arias y Quiroga (2008) señalan que varios factores se destacan al explicar la supervivencia de las empresas, clasificándolos en tres grupos: a) los que son propios de la empresa, b) los relativos a su entorno competitivo y c) los asociados al capital humano del empresario.

---

<sup>1</sup> Pymes contribuyen con más del 80% del empleo en Colombia. (2016). Dinero. Obtenido de: <http://www.dinero.com/edicion-impresario/caratula/articulo/porcentaje-y-contribucion-de-las-pymes-en-colombia/231854>

<sup>2</sup> Confecámaras. Red de Cámaras de Comercio. (2017). Determinantes de la supervivencia empresarial en Colombia. Obtenido de: [http://www.confecamaras.org.co/phocadownload/Cuadernos\\_de\\_analisis\\_economico/Cuaderno\\_de\\_An%20%20B0lisis\\_Economico\\_N\\_14.pdf](http://www.confecamaras.org.co/phocadownload/Cuadernos_de_analisis_economico/Cuaderno_de_An%20%20B0lisis_Economico_N_14.pdf)

<sup>3</sup> Estas fueron las principales causas de la reorganización empresarial en 2016. (2017). Dinero. Obtenido de: <https://www.dinero.com/edicion-impresario/pais/articulo/principales-causas-de-reorganizacion-empresarial-en-2016/241065>

También la Confederación Colombiana de Cámaras de Comercio, indica que el desempeño de las empresas está influenciado entre otros, por factores propios del territorio en el cual se ubican, como son: el desempeño económico, la proximidad a ciudades principales, el grado de desarrollo; estos hechos inciden en los costos y acceso a insumos, disponibilidad de la fuerza laboral y tamaño del mercado, eventos que pueden generar especialización y concentración. Adicionalmente, menciona que el sector en el cual se desarrollan es un factor clave en su probabilidad de supervivencia Confecámaras (2017).

Conforme a lo señalado previamente, en lo referente a la importancia que tienen las Pymes en el desarrollo económico y social del país y los problemas de supervivencia que enfrentan, resulta relevante evaluar la capacidad de los modelos de elección binaria para pronosticar el fracaso empresarial de este grupo de empresas, a partir de variables tanto financieras como categóricas ( tamaño, ubicación geográfica y actividad económica), para tener un mejor entendimiento sobre su situación en el contexto colombiano.

De acuerdo con lo descrito anteriormente, la pregunta planteada en este trabajo es:

- ¿Cuál es la capacidad de los modelos de elección binaria para pronosticar el fracaso empresarial para las Pymes en Colombia?
- ¿Cuál de los modelos evaluados conforme a su capacidad para discriminar entre cada grupo de empresas presenta mejor resultado?
- ¿Cuáles variables financieras y/o categóricas permiten discriminar mejor entre cada grupo de empresas?

### **3. Justificación de la investigación**

El estudio del fracaso empresarial de las Pymes es importante por el efecto que este genera en el crecimiento económico sostenido y la generación de empleo del país, además de las repercusiones que tiene sobre los distintos grupos de interés, como son: inversionistas, empleados, acreedores, establecimientos de crédito, gobierno, etc. En adición, el acelerado proceso de integración de mercados, competitividad y desarrollo de nuevas tecnologías requiere de respuestas que permitan entender su desempeño. En caso de tener modelos óptimos para la explicación y pronóstico de la probabilidad de fracaso de dichas empresas, se podrán tomar mejores decisiones, tanto de carácter preventivo como correctivo o de mejora.

Diferentes estudios en Colombia buscan entender los eventos que afectan el desempeño de las empresas, especialmente a partir del análisis de variables de carácter financiero. En este sentido, se han realizado trabajos utilizando diversidad de modelos como los multivariados, entre los que se pueden citar (Rosillo, 2002; Berrío y Cabeza, 2003; Villamil, 2004; Narváez, 2010), los modelos logit y probit entre los que se destacan (Martínez, 2003; Villamil, 2004; Castro y Camacho, 2008; Pérez, González y Lopera, 2013; Romero, 2013; Lizarazo, 2017), los que surgen a partir del análisis de los indicadores financieros (Romero, Molina & Vera-Colina, 2015) o que comparan el nivel de predicción de diferentes modelos simultáneamente (Camacho, Salazar & León, 2013; Calderón, 2016). Sin embargo, son escasas las investigaciones posteriores que permitan aplicarlos, evaluarlos y actualizarlos (Calderón, 2016).

Este trabajo aportará información respecto a la capacidad de los modelos de elección binaria para obtener una mejor explicación y desempeño en el pronóstico del fracaso empresarial para las pequeñas y medianas empresas en Colombia, a partir de variables financieras y categóricas (tamaño, localización geográfica y actividad económica), discriminando entre los dos grupos de empresas definidos (fracasadas y no fracasadas).

## 4. Objetivos

### 4.1. Objetivo general

Evaluar la capacidad en el pronóstico del fracaso empresarial de los modelos de elección binaria para las Pymes en Colombia.

### 4.2. Objetivos específicos

- Comparar los resultados para cada modelo evaluado conforme a su capacidad para discriminar entre cada grupo de empresas.
- Identificar las variables financieras y categóricas que permiten discriminar mejor entre cada grupo de empresas.
- Contribuir en el entendimiento del fracaso empresarial de las pequeñas y medianas empresas colombianas.



## 5. Caracterización de las pequeñas y medianas empresas – Pymes

La definición de los estratos empresariales ayuda a conocer la magnitud de cada segmento de empresas (por ende, su impacto en la actividad productiva), además de contribuir en la adopción de medidas enfocadas en el fomento de la producción (Cepal, 2003).

Dicho lo anterior, en América Latina es posible observar la heterogeneidad de criterios que se utilizan para efectuar la categorización de las empresas. Las variables usadas con mayor frecuencia son: número de trabajadores, volumen de ventas y monto de los activos. En la Tabla 1 se presentan los criterios de clasificación de las Mipymes por país, indicando la normatividad que lo reglamenta.

**Tabla 1** Criterios de clasificación de las Mipymes en América Latina

País	Sector	Criterios de clasificación			Normatividad
		Monto de activo	Volumen ventas	Número de trabajadores	
Argentina	X		X	X <sup>(1)</sup>	Resolución 11/2016
Bolivia			X	X <sup>(2)</sup>	Ley 947/2017
Brasil			X	X <sup>(3)</sup>	Ley Complementaria 123/2006
Chile			X	X	Ley 20416/2010
Colombia		X		X	Leyes 905/2004 y 1450/2011 Decreto 957 de 2019
Ecuador		X	X	X	Resolución SC-INPA-UA-G-10-005/2010
El Salvador			X	X	Decreto Legislativo 667/2014
Guatemala			X	X	Acuerdo 211/2015
Honduras				X	Decreto 135/2008
México	X			X	Ley 9317/1999; Decreto 247/2017
Nicaragua		X	X	X	Ley 645/2008
Paraguay			X	X	Ley 4.457/2012
Panamá			X		Ley 33/2000
Perú			X	X	Decreto Legislativo 1086/2008; Ley 28015/2013
Rep. Dominicana		X	X	X	Ley 488/2008
Uruguay			X	X	Decreto 504/2007

**Notas:** <sup>(1)</sup> El Ministerio del Trabajo, a través del Observatorio de Empleo y Dinámica Empresarial, clasifica las Mipymes teniendo en cuenta el parámetro de empleo.

<sup>(2)</sup> Adicionalmente, la Ley considera el Patrimonio Neto como parámetro para clasificar a las empresas.

<sup>(3)</sup> El Servicio Brasileiro de Apoyo a las Micro y Pequeñas Empresas (SEBRAE), utiliza para el análisis de política el tamaño según la cantidad de ocupados.

**Fuente:** Elaboración propia, sobre la base de la normatividad vigente de cada país.

Con respecto a Colombia, a través del tiempo el gobierno ha creado y modificado normas con el propósito de establecer los criterios que permitan clasificar las empresas de manera oficial. En las definiciones iniciales predominaba la no distinción entre pequeñas y medianas empresas, así como, la aplicación exclusiva al sector manufacturero; posteriormente, se introducen cambios mediante los cuales se diferencian las pequeñas de las medianas empresas y se fijan las actividades agropecuarias, industriales, comerciales o de servicios.

En cuanto a los parámetros que recurrentemente han sido empleados, sobresalen: número de empleados, nivel de activos y valor de ventas. En la Tabla 2 se presentan las definiciones utilizadas entre el periodo 1970-1988.

**Tabla 2** Normatividad para establecer los criterios de clasificación de las Pymes en Colombia

Normativa	Criterios de clasificación			Observaciones
	Monto de activo	Volumen de ventas	Número de trabajadores	
Decreto 1561/1984	X	X	X	<ul style="list-style-type: none"> <li>Únicamente hace referencia a la pequeña y mediana empresa manufacturera.</li> <li>No distinguía en términos cuantitativos la "pequeña" de la "mediana" empresa.</li> </ul>
Decreto 660/1986	X		X	<ul style="list-style-type: none"> <li>Se mantuvo la definición para las industrias manufactureras.</li> </ul>
Ley 078/1988	X		X	<ul style="list-style-type: none"> <li>Incluye a los sectores comercio, construcción y servicios.</li> <li>Se comenzó a analizar la micro, pequeña y mediana industria de manera conjunta.</li> <li>Se mantuvo la no distinción entre la pequeña y mediana empresa.</li> </ul>

**Fuente:** Elaboración propia a partir de (Nieto, V., Sánchez, A., Timoté, J., & Villareal, S, 2015)

Posteriormente, con la Ley 590 de 2000, se diferencian por primera vez las pequeñas de las medianas empresas (Nieto, et al., 2015). En el artículo 2 de esta Ley se define: *“Para todos los efectos, se entiende por micro, pequeña y mediana empresa, toda unidad de explotación económica, realizada por persona natural o jurídica, en actividades agropecuarias, industriales, comerciales o de servicios, rural o urbana (...)”*, además, se configuran los parámetros para su clasificación. A continuación, en la Tabla 3, se detallan los criterios dispuestos.

**Tabla 3** Colombia: Criterios para la clasificación de las Mipymes

Tamaño de la empresa	Número de empleados	Nivel de activos
Micro	<= 10	< 501 SMMLV
Pequeña	> 10 y <= 50	>= 501 y < 5001 SMMLV
Mediana	> 50 y <= 200	>= 5001 y < 15000 SMMLV

**Fuente:** Ley 590. Diario oficial de la República de Colombia No. 44.078 de 12 de julio de 2000.

A su vez, en el párrafo 1º del artículo 2, se dispone: *“Para la clasificación de aquellas micro, pequeñas y medianas empresas que presenten combinaciones de parámetros de planta de personal y activos totales diferentes a los indicados, el factor determinante para dicho efecto será el de activos totales.”*, (Ley 590, 2000).

En 2004 mediante la Ley 905, se modificó el artículo 2º de la Ley 590 de 2000. *Definiciones*, quedando así: *“Para todos los efectos, se entiende por micro incluidas las Famiempresas pequeña y mediana empresa, toda unidad de explotación económica, realizada por persona natural o jurídica, en actividades empresariales, agropecuarias, industriales, comerciales o de servicios, rural o urbana (...).”*, y se actualizó el rango superior del parámetro de activos totales para la mediana empresa, pasando de quince mil (15.000) SMMLV a treinta mil (30.000) SMMLV (Entre 100.000 a 610.000 UVT) (Ley 905, 2004).

Más adelante, la Dirección de Desarrollo Empresarial del Departamento Nacional de Planeación – DNP en el Plan de Desarrollo *“Prosperidad para Todos (2010-2014)”*, estableció en el artículo 43 de la Ley 1450 de 2011 la posibilidad de clasificar las empresas haciendo uso solamente de uno de los tres criterios (número de trabajadores totales, valor de las ventas brutas anuales y valor activos totales), y dejando para los fines de política pública como criterio determinante las ventas, para lo cual en el párrafo 1º estableció que reglamentaría los rangos aplicables para los tres criterios, incluyendo especificidades sectoriales en caso de ser necesario. Sin embargo, en el párrafo 2º indicó: *“Las definiciones contenidas en el artículo 2º de la Ley 590 de 2000 continuarán vigentes hasta tanto entren a regir las normas reglamentarias que profiera el Gobierno Nacional en el desarrollo de lo previsto en el presente artículo”* (Ley 1450, 2011). La razón fundamental para que esta ley no fuera reglamentada, era que la información existente sobre las empresas en Colombia no permitía identificar de manera exacta los valores que definirían los cuatro grupos de empresas: micro, pequeña, mediana y gran empresa (Nieto, et al., 2015).

Recientemente, con el Decreto 957 de 2019<sup>4</sup>, el Gobierno Nacional reglamentó el artículo 2º de la Ley 590 de 2000, modificado por el artículo 43 de la Ley 1450 de 2011, con la finalidad de determinar los rangos aplicables, para lo cual el Ministerio de Comercio, Industria y Turismo, tomó como base la información estadística que administra el Departamento Administrativo Nacional de Estadística –DANE, sobre el estudio de comportamiento de las empresas por sectores (manufactura, comercio y servicios), respecto de las variables de empleo, activos e ingresos.

---

<sup>4</sup> El presente Decreto rige a partir de los seis (6) meses siguientes a la fecha de su publicación.

Como conclusión, se estableció el criterio de ventas brutas anuales (ingresos por actividades ordinarias anuales) como criterio de clasificación, por proveer mejor información acerca del tamaño de operación de una empresa en Colombia, además, de permitir establecer diferencias entre sectores económicos, minimizando las posibles distorsiones en el reporte de la información (Decreto 957, 2019). En la Tabla 4 se ilustra la clasificación por tamaño empresarial de acuerdo con los parámetros definidos.

**Tabla 4** Colombia: Criterios de clasificación empresarial según el Decreto 957 de 2019

Sector económico	Microempresa	Pequeña empresa	Mediana empresa
Manufacturero	<= 23.563	> 23.563 y <= 204.995	> 204.995 y <= 1.736.565
Servicios	<= 32.988	> 32.988 y <= 131.951	> 131.951 y <= 483.034
Comercio	<= 44.769	> 44.769 y <= 431.196	> 431.196 y <= 2.160.692

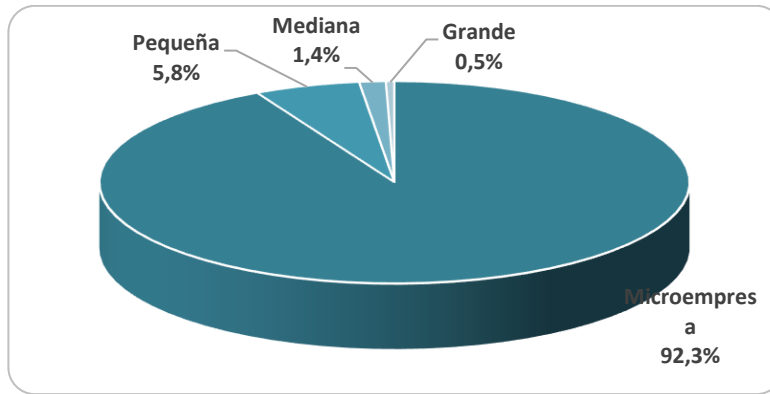
**Nota:** Cifras presentadas en Unidades de Valor Tributario –UVT

**Fuente:** Decreto 957 del 05 de junio de 2019. Ministerio de Comercio, Industria y Turismo.

Hay que mencionar que, para la categorización de las empresas cuya actividad principal no corresponde exclusivamente a uno de los anteriores sectores, los rangos a aplicar serán los procedentes al sector manufacturero (Decreto 957, 2019).

Ahora bien, en cuanto a la relevancia de las pequeñas y medianas empresas en América Latina, su participación en el número total de empresas de la región para 2016, correspondía al 11,1%, destacándose los sectores de *explotación de minas y canteras, suministro de electricidad, gas y agua, y construcción* respectivamente. Por otro lado, en la generación de empleo su contribución relativa era del 34,0%, predominando los sectores de *agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca, construcción y hoteles y restaurantes* (Comisión Económica para América Latina y el Caribe [CEPAL], 2018).

Con relación a Colombia, el grupo de pymes aportaban el 7,2% del tejido empresarial con cerca de cien mil unidades productivas en 2015, como se detalla en el Gráfico 1 (Confecámaras, 2016) y para el tercer trimestre de 2016, contribuyó con el 30,5% de puestos de trabajo y un 38,7% del PIB del país (“Porcentaje y contribución de las pymes ...”, 2016).



**Gráfico 1** Distribución porcentual por tamaño de empresa en Colombia, 2015.  
**Fuente:** Tomada de Confecámaras (2016).

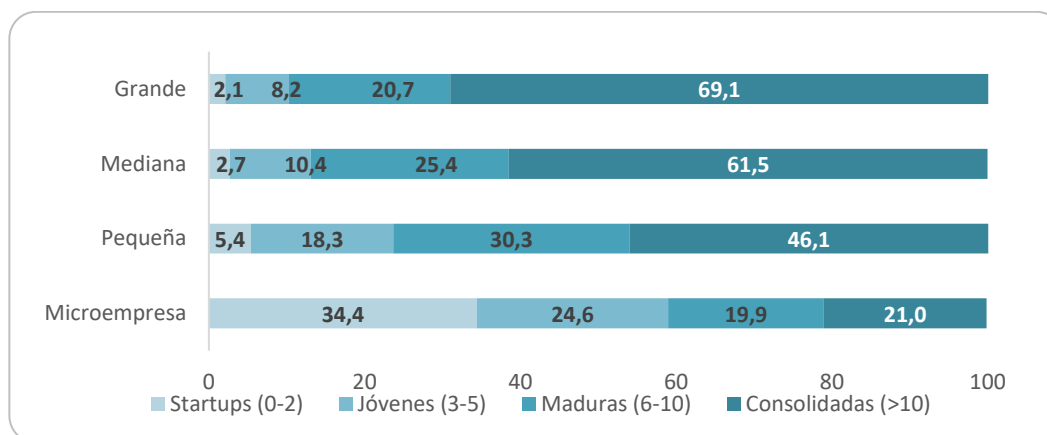
Hay que mencionar, que representaron el 4,7% de las empresas inscritas en el Registro Único Empresarial y Social -RUES al corte al primer trimestre de 2016. Entre tanto, la variación en el número de empresas formales por tamaño durante el periodo 2011 – 2015, registro un incremento del 15%, destacándose el crecimiento de las pymes. La Tabla 5 muestra la evolución por tamaño.

**Tabla 5** Colombia: Evolución del número de empresas formales por tamaño, 2011-2015

Tamaño de empresa	2011	2012	2013	2014	2015	Variación % 2011-2015
Grande	4.036	4.837	5.425	5.822	6.361	58
Mediana	12.129	14.619	16.780	18.376	19.980	65
Pequeña	49.976	58.921	68.308	73.987	79.926	60
Microempresa	1.131.432	1.154.360	1.208.278	1.272.292	1.273.017	13
Total	1.197.573	1.232.737	1.298.791	1.370.477	1.379.284	15

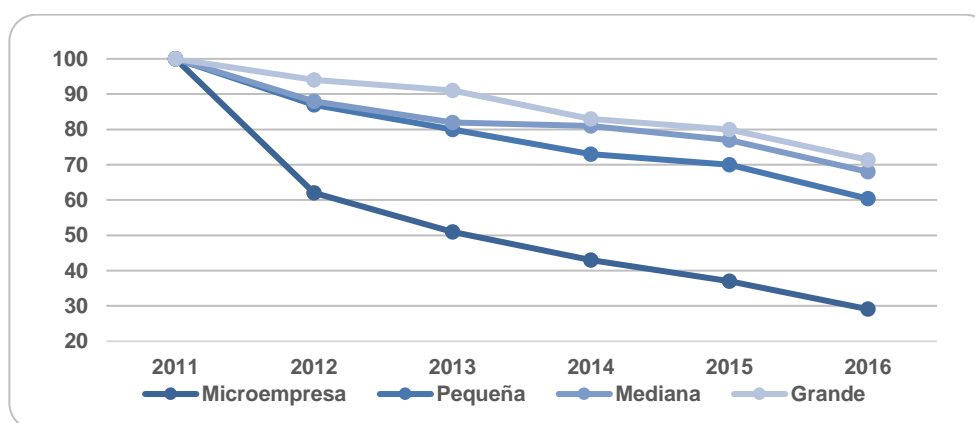
**Fuente:** Tomada de M. Dini & G. Stumpo (2018).

Por otra parte, las empresas colombianas distribuidas de acuerdo con su edad se concentran principalmente en el intervalo de cero a dos años (Startups) en el segmento de las microempresas. A medida que las firmas van madurando y se consolidan como unidades productivas más grandes, la participación de las Startups se reduce, como se observa en el Gráfico 2, donde se describe el comportamiento de las empresas en 2017 clasificadas por tamaño y madurez (Confecámaras, 2018).



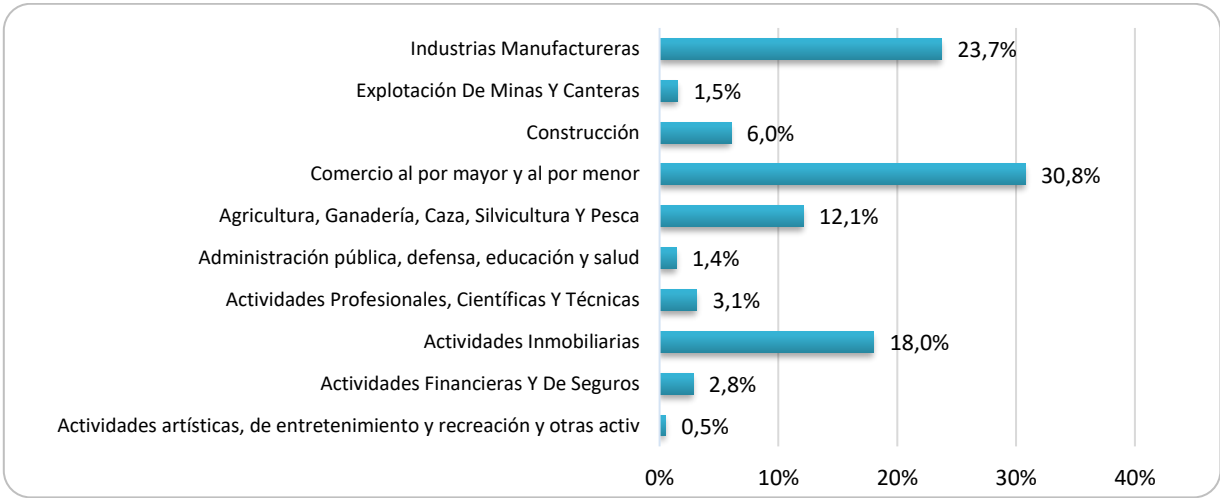
**Gráfico 2** Distribución del tamaño de empresas en Colombia según intervalos de edad (%), 2017.  
Fuente: Tomada de Confecámaras (2018).

En efecto, la Confederación Colombiana de Cámaras de Comercio (Confecámaras, 2016) afirma que a mayor tamaño de entrada inicial más elevadas son las tasas de supervivencia. Según lo relevado por este Organismo, al quinto año de creada una mediana empresa tiene una probabilidad de continuar sus operaciones del 68,0%, entre tanto las pequeñas firmas registran una tasa del 60,4%. Es así como, en el Gráfico 3 se advierte la evolución de las empresas para el periodo comprendido entre los años 2011 a 2016.



**Gráfico 3** Tasas de supervivencia de las empresas a 5 años, por tamaño de empresa.  
Fuente: Tomado de Confecámaras (2016).

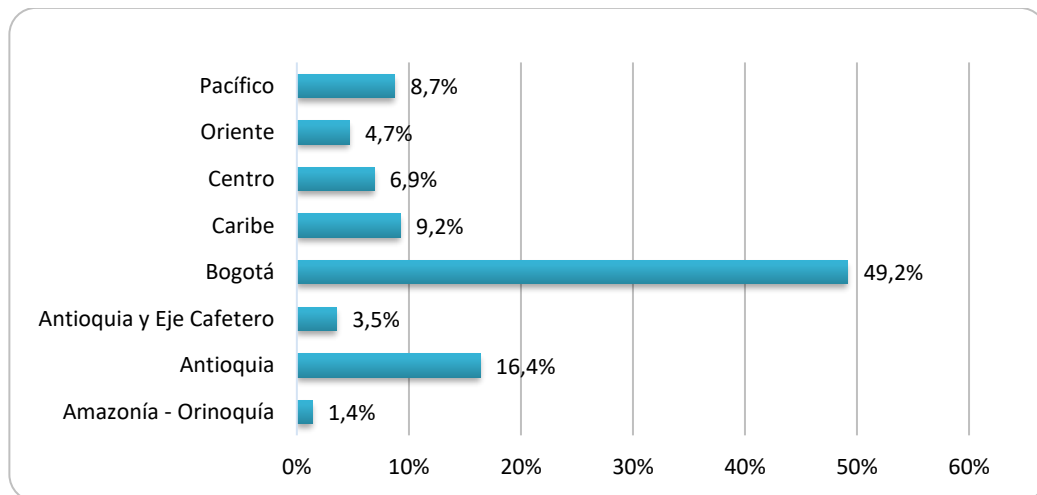
Por lo que se refiere a la distribución de las Pymes por sectores económicos, de acuerdo con lo reportado por la Superintendencia de Sociedades con corte a diciembre de 2017, el sector de comercio por mayor y al por menor registraba la mayor participación con un 30,8%, seguido de las industrias manufactureras y actividades inmobiliarias con un 23,7% y 18,0%, respectivamente.



**Gráfico 4** Distribución por sectores económicos de las Pymes en Colombia (%), 2017.  
Fuente: Elaboración propia a partir de (Supersociedades, 2017).

Los sectores con mayor tasa de crecimiento en 2017 fueron: explotación de minas y canteras (50,9%), alojamiento y servicios de comida, que se encuentra agregado en el sector de comercio al por mayor y al por menor (30,0%), actividades artísticas y entretenimiento (26,9%), seguido de otras actividades de servicios (22,4%) y comercio (9,4%), (Confecámaras, 2017).

En la participación por regiones al cierre de 2017, las pequeñas y medianas empresas se concentraban principalmente en la región Centro constituida por Bogotá, Cundinamarca, Huila y Tolima (54,9%), región Antioquia y Eje Cafetero integrada por Antioquia, Caldas, Quindío y Risaralda (20,0%) y finalmente por la región Caribe (10,0%), como se ilustra en el Gráfico 5.



**Gráfico 5** Distribución por regiones de las Pymes en Colombia (%), 2017.  
Fuente: Elaboración propia a partir de (SuperSociedades, 2017).

## 6. Fracaso empresarial

Romero (2013) afirma que: “Los estudios del fracaso empresarial soportan diferentes interpretaciones y definiciones de *fracaso*, de allí que el bagaje investigativo en este tema sea amplio y profundo (...). Esta dificultad se plantea en la determinación de la variable independiente, el fracaso empresarial” (p. 47). De manera semejante, Díaz et al. (2014), indican que: “La definición conceptual de fracaso es muy compleja y variada; el problema radica en encontrar un límite que permita diferenciar entre las empresas que tienen éxito y las que no” (pp. 45-46).

Por otra parte, la Real Academia Española precisa la palabra *fracaso* como: 1. m. Malogro, resultado adverso de una empresa o negocio. Esta palabra a su vez es sinónimo de las definiciones de bancarrota, caída, quiebra, cesación, desfavorable. Es decir, el concepto hace referencia a una situación o proceso difícil e inestable que genera incertidumbre acerca de la continuación de una empresa o negocio. En este sentido, el concepto de fracaso, como lo indica Romero (2013): “(...) *está muy ligado al término de crisis. Entiéndase por crisis según el Diccionario de la Real Academia Española, como: “Situación de un asunto o proceso cuando está en duda la continuación, modificación o cese. Momento decisivo de un negocio grave y de consecuencias importantes. [...] Situación dificultosa o complicada”.*

Por lo que se refiere a las diferentes definiciones de *fracaso empresarial*, García y Mures (2013) a partir de la revisión de la literatura en este campo, las clasifican según su objetivo, así: i) insolvencia, entendida como la incapacidad de la empresa para atender sus obligaciones al vencimiento, ii) declaración formal de quiebra de una empresa o cualquier otro procedimiento legal, atendiendo a la legislación vigente en cada país, iii) una combinación de diferentes situaciones, además de las citadas antes, tales como, el descubierto bancario, la falta de pago a accionistas preferentes o un acuerdo explícito con acreedores para reducir deudas.

De manera similar, Romero (2013) distingue tres aproximaciones con relación al concepto de fracaso, a partir de los diferentes estudios realizados sobre este tema: i) incapacidad de pagar las deudas u obligaciones a corto plazo, ii) la declaración legal de suspensión de pagos o quiebra, iii) cuando tenga un patrimonio negativo.

Ahora bien, este autor vincula la primera categoría con el fracaso financiero, entendido como la existencia de problemas de liquidez y desajustes en el disponible de la organización. Entre los trabajos que emplean este enfoque, se pueden señalar Beaver (1966), que define el fracaso como la incapacidad de una empresa para pagar sus obligaciones financieras a medida que maduran; Platt y Platt (2004) parte diciendo que la bancarrota es posterior a un período de dificultades financieras, donde la identificación oportuna proporcionaría el tiempo para implementar medidas preventivas, conforme a lo anterior, clasifica las empresas con dificultades financieras como aquellas que cumplan con alguno de los siguientes criterios: i) cobertura de intereses de EBITDA negativo, EBIT negativo e ingresos netos negativos antes de partidas especiales. También, Montero (2016) teniendo en cuenta que su investigación es de naturaleza económica, utiliza la expresión “quiebra”, haciendo alusión a un evento de cese de actividades de una empresa al no tener suficiente liquidez para atender sus deudas.

La segunda categoría, *declaración de legal de suspensión de pagos o quiebra legal*, es la más aceptada en las investigaciones acerca del fracaso empresarial, Romero (2013) la refiere como aquellas situaciones reguladas que contemplan diferentes manifestaciones, de acuerdo con la normatividad del país objeto de análisis. En este aspecto, la definición de fracaso desde la perspectiva jurídica alude a las empresas que se encuentran frente a una situación de quiebra o de insolvencia, a empresas que han iniciado un proceso de liquidación voluntaria o por solicitud de uno o varios acreedores o empresas sobre las cuales se ha producido una orden legal de liquidación. Es así como, Altman (1968), autor pionero de estos estudios, consideró el fracaso de una empresa cuando está legalmente se cataloga en quiebra; Lennox (1999) considera que una empresa falla si entra en liquidación o administración judicial; Romero, et al., (2015) clasifican a las pequeñas y medianas empresas en situación de fracaso empresarial a partir de la legislación vigente en Colombia, especificando alguno de los siguientes estados: liquidación voluntaria, liquidación judicial, proceso de reorganización, matrícula cancelada o inactiva, concordato y validación.

La última categoría, *patrimonio neto contable negativo o quiebra técnica*, se da cuando la totalidad de las obligaciones de una empresa es superior al total del activo de esta (Tascón y Castaño, 2012). Correa, Acosta y González (2003) con el objetivo de trabajar con una muestra más amplia que si se trabajara con el concepto legal de quiebra o suspensión de pagos, optan por calificar como insolventes a aquellas empresas con fondos propios negativos. De igual manera, Rubio (2008) determina el evento de fracaso como la quiebra técnica, es decir, considera como fracasada a la empresa que desde el punto de vista contable presente un valor de sus deudas mayor al valor

de sus inversiones. Otros autores como Manzaneque, et al. (2006) emplean un concepto más amplio del fracaso, dividiendo la muestra de empresas fracasadas en cuatro grupos (Pérdidas continuadas, liquidación voluntaria, suspensión de pagos y quiebra); Rosillo (2002) clasifica las empresas en fuertes y débiles a partir de los indicadores financieros de prueba ácida, endeudamiento y rentabilidad del activo. A continuación, en la Tabla 6 se presenta una reseña de los trabajos construidos alrededor del concepto de fracaso empresarial.

**Tabla 6** *Definiciones respecto al concepto de fracaso empresarial*

Categoría	Autor	Definición
Incapacidad de pagar las deudas u obligaciones a corto plazo	Beaver, 1966	Incapacidad para pagar las obligaciones financieras a medida que maduran
	García et al, 1995	Empresas morosas
	Platt y Platt, 2004	Cobertura de intereses de EBITDA negativo, EBIT negativo o ingresos netos negativos antes de partidas especiales
	Acosta & Fernández, 2007	Quiebra
	Montero, 2016	Cese de actividades al no tener suficiente liquidez para pagar sus deudas
Declaración legal de suspensión de pagos o quiebra	Altman, 1968	Catalogadas legalmente en quiebra
	Deakin, 1972	Situación de quiebra, bancarrota
	Ohlson, 1980	Bancarrota
	Taffler, 1982	Administración judicial, liquidación voluntaria o por orden judicial o equivalente
	Lo, 1986	Legalmente en quiebra
	Goudie, 1987	Liquidación voluntaria o administración judicial
	Odom & Sharda, 1992	Declaración de quiebra
	Mora, 1994	Intervención comisión liquidadora
	Lizarraga, 1997	Solicitud de apertura de un expediente concursal de suspensión de pagos
	Ferrando & Blanco, 1998	Suspensión de pagos o quiebra.
	Lennox, 1999	Liquidación o administración judicial
	Berio & Cabeza, 2003	Empresas en liquidación
	Martínez, 2003	Estado legal (Acuerdo de restructuración de pagos, liquidación obligatoria)
	Charitou et al, 2004	Definición legal (Ley de Insolvencia)
	Mures & García, 2004	Declaración de quiebra o suspensión de pagos
	Pozuelo et al, 2010	Suspensión de pagos o quiebra.
	Pérez et al, 2013	Empresas incursas dentro de los procesos de: Reorganización, concordato, restructuración o liquidación
	Romero, 2013	Declaración legal
	Romero et al, 2015	Declaración legal
	Lizarazo, 2018	Definición legal (Ley de Insolvencia)

	Altman, 1981	Insolvencia técnica
Patrimonio negativo (Quiebra técnica)	Correa et al, 2003	Quiebra técnica (Valor de las deudas, supera desde el punto de vista contable, al total de las inversiones "Fondos propios negativos")
	Rubio, 2008	Patrimonio neto contable negativo
	Manzaneque, et al., 2010	Resultados de explotación negativos

Fuente: Elaboración propia.

Considerando los diferentes enfoques acerca del concepto de fracaso empresarial, se observa que la declaración formal de quiebra o cualquier otro procedimiento legal atendiendo la legislación vigente en cada país, predomina en la mayoría de los estudios realizados sobre este tema. En este aspecto, Mateos et al. (2011) indican que: *"(...) la predominancia del punto de vista jurídico obedece a la utilización de un criterio que permite separar a las empresas fácilmente en dos poblaciones consideradas (sanas o insolventes); por el contrario, el criterio económico introduce arbitrariedad en la definición de este, dado que pueden utilizarse multiplicidad de variables, sin que quede clara la importancia de unas sobre otras"*.

Tascón y Castaño (2012) señalan que algunas de las ventajas de clasificar las empresas fracasadas conforme a la declaración legal de quiebra o de suspensión de pagos, son: i) poder identificar de forma objetiva el fracaso, y ii) lograr situarlo en el tiempo de manera precisa. Sin embargo, refieren como desventajas: i) no es posible distinguir de manera clara el grupo de empresas no declaradas todavía como fallidas, pero que se encuentran en proceso de llegar a serlo, ii) la posibilidad de que la legislación contemple distintos criterios a través del tiempo, o distintos criterios por país. Por otro lado, Balcaen y Ooghe (2006) reconocen algunos problemas relacionados con la definición jurídica, indicando que pueden existir empresas declaradas en bancarrota a pesar de no mostrar ningún otro signo real de falla, resultado de una decisión estratégica, además, algunas quiebras pueden derivarse de un evento inesperado, como un desastre natural.

No obstante, Romero (2013) afirma: *"(...) un número importante de estudios seleccionan el concepto legal de quiebra empresarial, para así evitar los problemas tautológicos, ya que este presenta mayor objetividad en la investigación, por ser un concepto bastante riguroso y suficientemente definido por la Ley"*.

Para finalizar, en Colombia los estudios han vinculado el término de fracaso empresarial principalmente con el marco legal de insolvencia. Acorde con lo expuesto, se pueden citar trabajos como los realizados por Martínez (2003) que categoriza el fracaso empresarial como el estado

legal de la empresa (Reestructuración, liquidación obligatoria); De igual modo, Berrio y Cabeza (2003) en liquidación; Villamil (2004) concepto jurídico (Ley de reestructuración 550 de 1999); Pérez, et al., (2013) en concordato, reestructuración, reorganización o liquidación obligatoria; Romero, Molina y Vera-Colina (2015) definición legal. En consonancia con lo anterior, a continuación, se expone lo referente al marco regulatorio que establece el Régimen de Insolvencia Empresarial en Colombia.

## 6.1. Régimen de Insolvencia en Colombia

El derecho de insolvencia contemporáneo colombiano nace con el despliegue de la Segunda Guerra Mundial, la cual obligó al gobierno a pedir facultades extraordinarias para evitar *“los efectos de la crisis mundial sobre la organización económica y fiscal del país”*. Con su otorgamiento el gobierno expidió el Decreto 750 de 1940, cuyos objetivos eran *“dar seguridad al crédito, severidad en el castigo del fraude y celeridad en la liquidación de los patrimonios en bancarrota”*. Este Decreto introdujo la figura del concordato, llamado entonces resolutivo, que consistía en un acuerdo judicial entre el deudor y sus acreedores que representaran por lo menos el 80% del pasivo con el fin de resolver la liquidación (Supersociedades, 2017).

Posterior al Decreto 750 de 1940, se expidió el Decreto 2264 de 1969 que contempló dos figuras: i) *el concordato preventivo potestativo* y, ii) *el concordato preventivo obligatorio*. El primero, mediante trámite judicial, buscaba lo que se conoce actualmente como reestructuración. El segundo, fue diseñado para empresas cuyo tamaño y capacidad de generación de empleo pudiesen por su naturaleza impactar el orden público económico, para estas se determinó un trámite similar al anterior, pero bajo la tutela de una entidad administrativa (Supersociedades, 2017).

Con el Decreto 410 de 1971, se derogó el Decreto 2264 de 1969, dando origen al Código del Comercio de 1971, en el cual se mantienen el concordato preventivo potestativo y el preventivo obligatorio, con algunas modificaciones (Lizarazo, 2018). Luego, en los años noventa Colombia experimentó un acelerado proceso de apertura económica y la promulgación de la Constitución de 1991, esta última permitió múltiples reformas legales que buscaban adaptar al país al nuevo marco constitucional. Estos hechos posibilitaron la creación de la Ley 222 de 1995, que *“unificó el concurso aplicable a todos los deudores, iniciando el tránsito de este hacia uno de dos caminos posibles, la recuperación de la empresa (acuerdo concordatario) o la liquidación obligatoria”* (Supersociedades, 2017).

Más adelante, se expidió la Ley 550 de 1999 conocida como la Ley de Intervención Económica, con el fin de atender una situación coyuntural, originada por la crisis económica de finales de la década de los noventa.<sup>5</sup> Esta Ley desjudicializó el proceso recuperatorio creando lo que se llamó “acuerdo de reestructuración” celebrado entre los acreedores externos y los internos, en tanto que, el proceso de liquidación se mantuvo inalterado en los términos de la Ley 222 (Supersociedades, 2017).

El *Acuerdo de Reestructuración* en términos de esta Ley se celebraba a favor de una o varias empresas, con el objeto de corregir deficiencias que presenten en su capacidad de operación y para atender obligaciones pecuniarias<sup>6</sup>, de manera que tales empresas puedan recuperarse dentro del plazo y en las condiciones que se hayan previsto en el mismo (Congreso de la República, 1999). Con respecto a la *Liquidación Obligatoria*, esta tenía como fin realizar los bienes del deudor para atender en forma ordenada el pago de las obligaciones a su cargo.

Finalmente, con la entrada en vigor de la Ley 1116 de 2006<sup>7</sup>, el proceso concursal de Liquidación Obligatoria fue reemplazado por el de Liquidación Judicial. Con esta Ley se establece el Régimen de Insolvencia Empresarial, que tiene por objeto la protección del crédito, la recuperación y conservación de la empresa como unidad de explotación y fuente generadora de empleo, a través de los procesos de *Reorganización Empresarial* y *Liquidación Judicial*.

El proceso de *Reorganización Empresarial* corresponde a un acuerdo celebrado entre acreedores internos y externos, cuyo objetivo consiste en pagar las acreencias vigentes al momento de la apertura del proceso, está dirigido a un deudor ya sea empresa, persona natural comerciante o patrimonio autónomo, que busca superar sus dificultades financieras. En virtud de ello, pretende preservar empresas viables y normalizar las relaciones con los acreedores, mediante una reestructuración operacional, administrativa y financiera.

En el periodo comprendido entre el 2008 y el 2016, se celebraron alrededor de 1.077 Procesos de Reorganización, donde la participación de las pequeñas y medianas empresas representaba el 42,0% y 37,7% respectivamente. A su vez, las regiones con mayor porcentaje de Procesos de

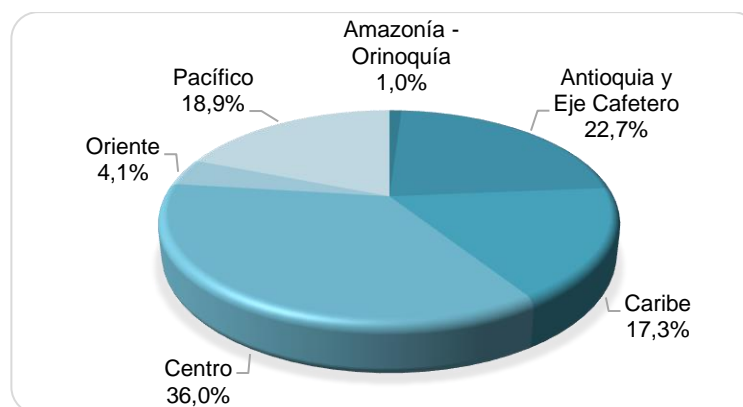
---

<sup>5</sup> El déficit en cuenta corriente de la balanza de pagos, con ocasión de la internacionalización de la economía colombiana (disminución de aranceles a las importaciones) provocó fuga de capitales, motivando al Banco de la República a incrementar la tasa interbancaria. El aumento de las tasas de interés encareció las deudas contraídas provocando una recesión empresarial, hecho que a su vez generó: aumento en el nivel de desempleo, caída de la demanda, incumplimiento en el pago de obligaciones financieras, entre otros eventos.

<sup>6</sup> Referente a la obligación de pagar una suma de dinero concreta.

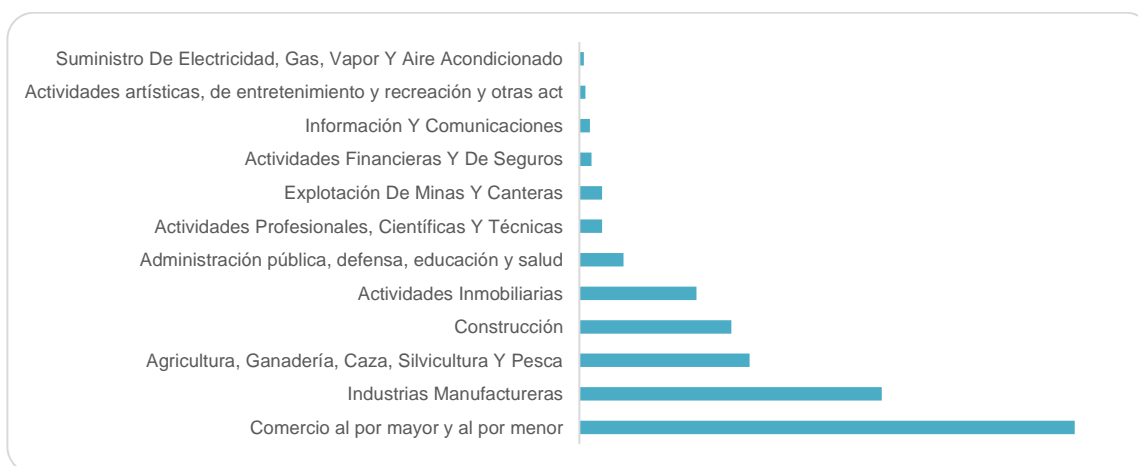
<sup>7</sup> La Ley 1116 de 2006 empezó a regir a partir del 28 de junio de 2007.

Reorganización abiertos fueron Centro (36,0%), Antioquia y Eje Cafetero (22,7%) y Pacífico (18,9%), como se detalla en el Gráfico 6.



**Gráfico 6** Distribución de procesos de reorganización por regiones en Colombia (%), 2008-2016.  
Fuente: Elaboración propia a partir de (Supersociedades, 2017).

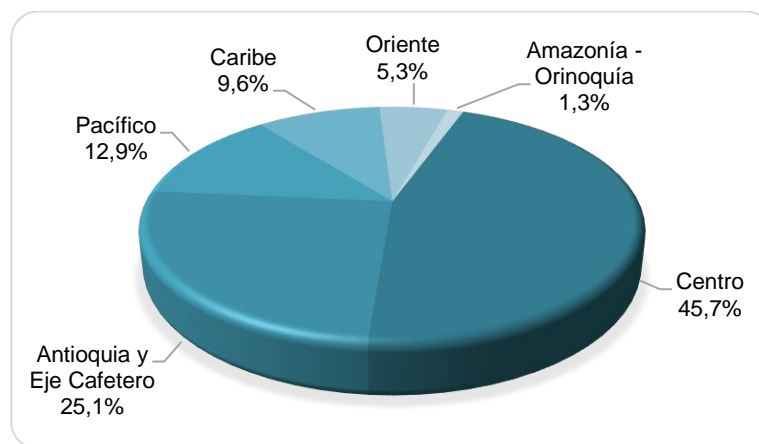
Hay que mencionar, además que las actividades económicas con porcentajes más altos de procesos iniciados son: Comercio al por mayor y menor (36,4%), Industrias manufactureras (22,2%), Agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca (12,5%) y Construcción (11,2%). En el Gráfico 7, se indica la participación por actividades económicas que han iniciado el citado proceso para el periodo comprendido entre 2008 y 2016.



**Gráfico 7** Distribución de procesos de reorganización por actividad económica en Colombia (%), 2008-2016.  
Fuente: Elaboración propia a partir de (SuperSociedades, 2017).

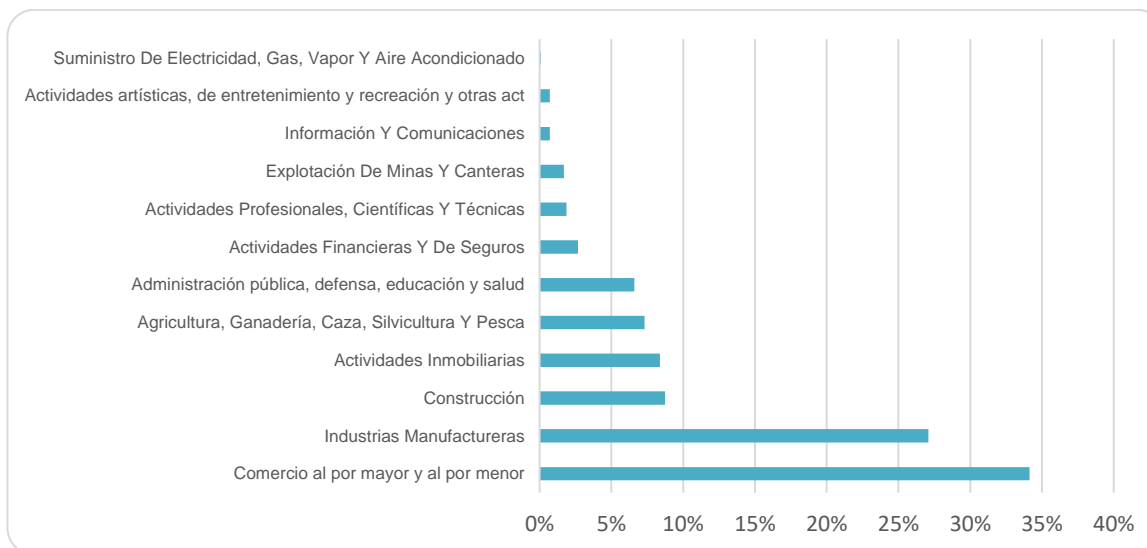
En tanto, el procedimiento de *Liquidación Judicial* establece la disposición de los bienes del deudor con miras a poner fin a la actividad comercial de este, transformando en dinero sus bienes para su posterior venta y distribución entre los acreedores, aplicando la prelación legal de créditos o en su defecto adjudicándolos a través de providencia judicial (Congreso de la República, 2006). Según destacó la Superintendencia de Sociedades, entre las causas más frecuentes que originan la liquidación de compañías figuran: el fracaso o incumplimiento de los acuerdos de reestructuración o reorganización, el abandono de los negocios, la solicitud directa del deudor o de sus acreedores o las órdenes judiciales<sup>8</sup>.

Por lo que se refiere a la Liquidación Judicial, las pequeñas y medianas empresas representaban el 33,8% y 18,6% dentro del total de 1.277 procesos iniciados durante el periodo 2008 – 2016. Al igual que en el Proceso de Reorganización, las regiones con mayor índice de procesos de liquidación judicial fueron: Centro (45,7%), Antioquia y Eje Cafetero (25,1%) y Pacífico (12,9%), como se ilustra en la Gráfico 8. Se debe agregar que las actividades económicas con mayor representación durante el periodo 2008 -2016 eran: Comercio al por mayor y al por menor (34,1%), Industrias manufactureras (27,1%), Construcción (8,7%) y Actividades inmobiliarias (8,4%), como se observa en el Gráfico 9.



**Gráfico 8** Distribución de procesos de liquidación judicial por regiones en Colombia (%), 2008-2016.  
**Fuente:** Elaboración propia a partir de (SuperSociedades, 2017).

<sup>8</sup> Supersociedades reveló que 148 empresas entraron en liquidación en 2017. (2018). El país. Recuperado de: <https://www.elpais.com.co/colombia/supersociedades-revelo-que-148-empresas-entraron-en-liquidacion-en-2017.html>



**Gráfico 9** Distribución procesos de liquidación judicial por actividad económica en Colombia (%), 2008-2016.

**Fuente:** Elaboración propia a partir de (SuperSociedades, 2017).

## 7. Modelos estadísticos de pronóstico

Los modelos estadísticos son herramientas que ayudan a la explicación de una problemática, de allí que su finalidad sea realizar pronósticos sobre un determinado fenómeno o evento, a partir del valor de determinadas variables explicativas. En el caso del análisis del fracaso empresarial, los estudios consisten en pronosticar si una empresa quebrará o se mantendrá sana, a partir de información contenida en sus ratios financieros (Romero, 2013).

En cuanto a su desarrollo, De Llanos et al. (2016) asienten que: *“(...) en los años setenta el fracaso financiero se estudiaba como un aspecto más del análisis financiero, más específicamente del análisis de la solvencia y de las condiciones de equilibrio financiero, de acuerdo con esto la empresa fracasaba por factores singulares, no generalizables, que causaban fenómenos súbitos de insolvencia. Este planteamiento evolucionó progresivamente con la detección de patrones estadísticos comunes en las empresas fracasadas”*. A medida que evoluciona el estudio en torno del fracaso empresarial, se distinguen propósitos diferentes, como lo afirma Dietrich (1984) que observa dos motivaciones principales para estimar los modelos de predicción de dificultades financieras, la primera consiste en probar la asociación entre factores (financieros) y medidas de dificultades financieras, y la segunda se encarga de desarrollar modelos para predecir dificultades financieras.

En este sentido, Scott (1981) concluye tras un análisis comparativo de los modelos empíricos propuestos para el estudio del citado fenómeno, que, aunque estos no se basan en una teoría explícita, su uso sugiere la existencia de una regularidad subyacente fuerte (Como se cita en Castaño y Tascón, 2012). Por consiguiente, a partir de los trabajos pioneros se identifican los modelos predominantes en el estudio del fracaso empresarial, como se ilustra en la Tabla 7. Llegados a este punto, se reseñan los más utilizados en trabajos previos, conforme a la revisión efectuada.

**Tabla 7** Trabajos pioneros en el estudio del fracaso empresarial

Modelo	Autor(es) y año
Univariantes básicos	Años 30 del siglo XX
Análisis univariante	Beaver (1966)
Análisis Discriminante Múltiple -MDA-	Altman (1968)
Técnicas multivariantes de probabilidad condicional: Logit y Probit	Martin (1977); Ohlson (1980); Zmijewski (1984)
Algoritmo de particiones recursivas o iterativas	Marais (1984); Frydman et al. (1985)
Inteligencia Artificial. Redes neuronales	Bell et al. (1990), Serrano et al. (1993)
Técnicas de escalamiento multidimensional	Mar Molinero y Ezzamel (1991)
Inteligencia Artificial. Mapas autoorganizativos	Serrano-Cinca (1996)
Análisis multicriterio	Park y Han (2002)
Inteligencia Artificial. Algoritmos genéticos	Shin y Lee (2002)
Análisis envolvente de datos -DEA-	Paradi et al. (2004); Cielen et al. (2004)

**Fuente:** Tomada de Tascón y Castaño (2012).

## 7.1. Análisis Univariante

El análisis univariante emplea una única variable exógena y parte de dos supuestos clave: i) la distribución de las variables entre empresas sanas y en crisis es significativamente diferente, ii) la diferencia entre distribuciones se usan con fines predictivos; las anteriores presunciones al carecer de generalidad producen que el análisis de diferentes indicadores genere múltiples resultados, igualmente los resultados para una industria pueden no ser relevantes para otra y la existencia de datos extremos influirá en la capacidad de pronóstico (Ringeling; 2014). De manera análoga, Dimitras et al. (1996), sugiere que múltiples factores pueden describir el estado financiero de una empresa, por tanto, un solo ratio puede no proporcionar información suficiente para realizar un análisis completo. En tanto, Beaver (1966) pionero de esta técnica, afirma que la diferencia en la media de las razones financieras de las empresas fallidas y no fallidas aumenta a medida que se acerca el fracaso. Y Aunque el análisis puede proporcionar información útil, las razones deben usarse con discreción, debido a que no todas predicen igualmente bien.

A pesar de sus limitaciones, este enfoque abrió el camino para el desarrollo del análisis discriminante y otras técnicas aplicadas al estudio del fracaso empresarial. En adición, es importante indicar que en el uso de este método se destacan los análisis de tendencias, análisis de ratios financieros y la prueba de clasificación dicotómica, que han de estar presentes en la fase inicial de cualquier investigación (Tascón y Castaño, 2012).

## 7.2. Análisis Discriminante Múltiple -MDA

Posteriormente, Altman desarrolló un modelo para predecir los fracasos empresariales a partir de la técnica estadística del Análisis Discriminante Múltiple (MDA), que se destacaba por su utilidad en diferentes disciplinas desde su primera aplicación en la década de 1930. Como lo señala (Altman, 1968), en el ámbito financiero se había aplicado entre otros en la evaluación de crédito al consumidor y clasificación de empresas en categorías de inversión estándar.

A partir de esta técnica, que se utiliza principalmente para hacer predicciones en problemas en los que la variable dependiente es de tipo categórico (Definida a priori), Altman desarrolló la función discriminante Z-Score. El Z-Score tiene la forma  $Z = V_1 X_1 + V_2 X_2 + \dots + V_n X_n$ , que conmuta los valores de las variables individuales en único puntaje discriminante o valor  $Z$ , a partir del cual se diferencian las empresas sanas de las fracasadas (Castaño, 2010). Para juzgar el resultado de  $Z$  se tienen tres zonas de discriminación, donde un  $Z \geq 2,99$  indica una baja probabilidad de insolvencia, salvo por cambios inesperados en la situación financiera; un  $Z \leq 1,81$  apunta a una alta probabilidad de insolvencia; entre tanto, la zona intermedia entre 2,99 y 1,81 se denomina zona gris, que si bien no representa un riesgo alto debe gestionarse con precaución para no entrar en incertidumbre financiera (Jiménez, 2012).

Esta fórmula fue planteada inicialmente para empresas del sector manufacturero que cotizan en bolsa. Pero posteriormente, Altman ajustó el modelo para empresas manufactureras que no cotizan en Bolsa (Modelo Z1) y para los sectores comercial y de servicios (Modelo Z2). En 2006, Altman & Hotchkiss, ajustaron el modelo para poderlo usar en empresas de países emergentes (Calderón, 2016).

La principal ventaja del MDA al tratar con los problemas de clasificación es el potencial de analizar el perfil variable completo del objeto simultáneamente, en lugar de examinar secuencialmente sus características individuales (Altman, 1968). Entre tanto, entre sus principales desventajas se encuentran: i) requiere que se cumplan ciertos requisitos estadísticos como el que las matrices de varianza-covarianza de los predictores deben ser las mismas para ambos grupos de empresas (fallidas y no fallidas), ii) los predictores deben tener una distribución normal Ohlson (1980), iii) los coeficientes no pueden interpretarse del modo en que se hace en una regresión, por lo que algunos autores sostienen que dichos coeficientes no permiten medir la importancia relativa de las variables para el fracaso de la empresa (Tascón y Castaño, 2012).

### 7.3. Modelos de elección binaria

La aparición de los modelos basados en probabilidad condicional, aplicados al estudio del fracaso empresarial se dio entre otras razones, por la búsqueda de una alternativa para superar las restricciones impuestas por la técnica del Análisis Discriminante Múltiple -MDA (Romero, 2013). En los estudios pioneros relacionados con el estudio del fracaso empresarial, Martin (1977) y Ohlson (1980), emplearon la metodología econométrica del análisis logit, con el fin de superar dichas restricciones.

El objetivo de estos modelos consiste en encontrar la probabilidad de que un evento suceda, para ello deben cumplir con dos supuestos: primero, a medida que aumente  $X_k$ ,  $p(y = 1 | x)$  también aumente pero debe tomar valores ente  $[0, 1]$ , y **2)** la relación entre  $P_k$  y  $X_k$  es no lineal. Otro aspecto importante consiste en que los modelos de elección discreta al no ser lineales en sus parámetros utilizan el método de máxima verosimilitud para su estimación, a partir de este método se obtienen los estimadores máximo verosímiles capaces de reproducir la matriz de correlaciones observada, de manera que los coeficientes estimados  $\beta_k$ , por el modelo, sean más confiables.

Dicho lo anterior, la utilidad o resultado, se descompone como  $U_{nj} = V_{nj} + \varepsilon_{nj} \forall j$ , donde,  $V_{nj}$  representa las variables observadas por el investigador y  $\varepsilon_{nj}$  captura los factores que afectan el resultado, pero que no están incluidos en  $V_{nj}$ , por lo que estos términos son tratados como variables aleatorias, donde la densidad de probabilidad conjunta del vector aleatorio  $\varepsilon'_n = (\varepsilon_{n1}, \dots, \varepsilon_{nj})$  se denota como  $f(\varepsilon_n)$ . Distintos modelos de elección discreta se obtienen por medio de especificaciones diferentes de esta densidad, es decir, a partir de diferentes supuestos acerca de cómo se distribuye la densidad de probabilidad de la parte no observada  $\varepsilon_{nj}$  (Train, 2002). De manera que, el modelo logit se obtiene bajo el supuesto donde el término de error  $\varepsilon_{nj}$  se comporta como una distribución de tipo de valor extremo independiente e idénticamente distribuida i.i.d., en tanto que, el modelo probit se obtiene bajo el supuesto de que  $f(\cdot)$  es una normal multivariada.

A continuación, se describe la estructura de los modelos de elección discreta binaria *logit* y *probit*.

### 7.3.1. Logit

El modelo logit, debe su forma actual gracias a McFadden, quien lo vinculó con la teoría de elección discreta para representar las preferencias de los decisores cuando se enfrentan a un número finito de alternativas, utilizando los criterios propuestos por la Teoría de la Utilidad Aleatoria, donde se postula que cada alternativa tiene asociada una utilidad de tipo estocástico e identificando como óptima aquella que le proporcione la máxima utilidad aleatoria (Martínez, 2008).

La regresión logística, también conocida como modelo logit o logístico, es una técnica estadística multivariante que permite estimar la relación que existe entre una variable dependiente (que puede adoptar un número finito de alternativas) y un conjunto de variables exógenas, que a su vez pueden ser de naturaleza cuantitativa o cualitativa. Ahora bien, como lo describe Train (2002): *“Para obtener el modelo logit, un decisor etiquetado como  $n$  se enfrenta a  $J$  alternativas. La utilidad que el decisor obtiene de la alternativa  $j$  se descompone en (1) una parte denominada  $V_{nj}$  que es conocida por el investigador a través de algunos parámetros, y (2) una parte  $\varepsilon_{nj}$  desconocida que es tratada por el investigador como una variable aleatoria:  $U_{nj} = V_{nj} + \varepsilon_{nj} \forall j$ ”*. Conviene subrayar, que, dentro del contexto de dificultades financieras, dado que las empresas no eligen fracasar por se, algunos autores emplean la frase *“resultado”* como el descriptor del suceso de elección observado (Jones y Hensher, 2004). De manera que, la estructura de la regresión logística se basa en la función logística, que se expresa como:

$$p(y = 1 | x) = \frac{e^u}{1 + e^u}$$

$$p(y = 1 | x) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$$

$$\text{Siendo } U_{nj} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon_{nj}$$

Donde,

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_k$  parámetros del modelo ( $V_{nj}$ )

$X_1, X_2, X_3, \dots, X_k$  variables independientes

$U_{nj}$  variable dependiente, y

$\varepsilon_{nj}$  término de error o perturbación no observable

Esta función verifica que:  $0 < f(u) < 1$ , y puede ser interpretada en términos de probabilidad.

A diferencia de los modelos de predicción previos, en el modelo logit la estimación de los parámetros  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3... \beta_k$  se efectúa por medio del método de estimación por máxima verosimilitud, que permite calcular coeficientes factoriales que tiene máxima verosimilitud de reproducir la matriz de correlaciones observada, de modo que los coeficientes estimados por el modelo hacen los resultados más confiables. Para determinar el mejor modelo de regresión se realizan las estimaciones de los coeficientes de cada posible modelo y se valora su bondad de ajuste (López-Roldán y Fachelli, 2015).

Acerca del término de error  $\varepsilon_{nj}$ , se define como la diferencia entre la utilidad que el decisor obtiene realmente,  $U_{nj}$ , y la representación de la utilidad que el investigador ha desarrollado utilizando las variables observadas  $V_{nj}$ . Como tal, para el *modelo logit*, se supone que el investigador ha especificado  $V_{nj}$  lo suficiente para que los únicos aspectos que queden sin especificar constituyan simplemente “*ruido blanco*”. Visto de esta forma, el supuesto clave de dicho modelo consiste en la hipótesis de que los errores son independientes y se distribuyen idénticamente i.i.d. (Valencia, 2013). Como cita Train (2002), la hipótesis acerca de la independencia significa, que la parte no observada de la utilidad de una alternativa no está relacionada con la parte no observada de la utilidad de otra alternativa.

Por el contrario, como sugiere Train (2002): “(...) si el investigador considera que la parte no observada de la utilidad está correlacionada entre alternativas dada su especificación de la utilidad representativa, tiene tres opciones: (1) utilizar un modelo diferente que permita errores correlacionados, (2) especificar de nuevo la utilidad representativa de forma que la fuente de correlación quede capturada explícitamente y por lo tanto los errores restantes sean independientes o (3) utilizar el modelo logit bajo la especificación actual de la utilidad representativa y considerar el modelo como una aproximación”. Sin embargo, para este último caso la viabilidad depende de los objetivos de la investigación.

Dicho lo anterior, es preciso indicar que el modelo logit tiene las siguientes características (Damodar, 2012):

1. A medida que  $P$  va de 0 a 1, el logit va de  $-\infty$  a  $+\infty$ . Es decir, aunque las probabilidades se encuentren entre 0 y 1, los logit no están acotados de esa forma.

2. Aunque logit es lineal en  $X$ , las probabilidades en sí mismas no lo son.
3. Logit, es positivo, significa que cuando se incrementa el valor de la(s) variable(s) independiente(s), aumentan las posibilidades de que la variable dependiente sea igual a 1. Si logit es negativo, la posibilidad de que la variable dependiente sea igual a 1 disminuye conforme se incrementa el valor de  $X$ .
4. Se pueden incluir tantas variables independientes como indique la teoría subyacente.

### 7.3.2. Probit

El modelo Probit, usa una variable latente  $Y$ , que varía desde  $-\infty$  hasta  $+\infty$ , en la cual la función normal estándar acumulativa transforma la variable latente  $Y$  en un valor previsto entre 0 y 1, que se expresa como:  $Pr(Y = 1 | X) = \Phi(\beta_0 + \beta_1 X)$ , donde  $\Phi(\cdot)$  es la función de densidad normal acumulada y  $z = \beta_0 + \beta_1 X$ , es el  $z$  valor.

El indicador de fracaso  $I_i$  está determinado por las  $k$  variables explicativas incluidas en el vector  $X_i$  y de un término de error que se distribuye normal con media cero y varianza constante, siendo:

$$I_i = \beta^T X_i + e_i = \beta_1 + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + \dots + \beta_k x_{ik} + e_i$$

Si el índice  $I$  está determinado por una o varias variables explicativas, cuanto mayor sea este índice mayor es la probabilidad de que una empresa fracase, es decir, una empresa estará en situación de fracaso, si el valor de la función acumulativa de una normal estándar sobrepasa el límite  $Y$ . Ahora bien, se supone que para cada empresa hay un nivel crítico o umbral del índice, que se denomina como  $I^*$ , tal que si  $I_i$  excede a  $I^*$ , una empresa tendrá la probabilidad de fracasar, de lo contrario no lo hará (Martínez, 2013).

Donde  $Pr(Y = 1 | X)$  significa la probabilidad de que un suceso ocurra dados los valores de  $X$  o las variables explicativas, y donde  $Z_i$  es la variable normal estandarizada; es decir,  $Z \sim N(0, \sigma^2)$ .  $F$  es la FDA normal estándar, que, escrita de manera explícita en el presente contexto, es:

$$\begin{aligned} F(I_i) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{I_i} e^{-z^2/2} dz \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\beta_1 + \beta_2 X_i} e^{-z^2/2} dz \end{aligned}$$

Entre los estudios sobre fracaso empresarial que utilizan el modelo Probit se pueden mencionar: Zmijewski (1984), Casey, McGee y Stickney (1984), Martínez (2003), Pérez et al. (2013).

#### 7.4. Redes Neuronales

La técnica de redes neuronales artificiales aplicado al análisis de la solvencia empresarial empezó a utilizarse a finales de los años ochenta. Su introducción buscaba mejorar los resultados obtenidos con los modelos MDA y regresión logística, dada su capacidad para definir regiones de decisión más complejas que reducen el número de empresas mal clasificadas. Dentro de sus principales cualidades, se observan su capacidad para filtrar los ruidos que acompañan a la información (Serrano y Martín, 1993), además de sus virtudes cuando los modelos a reconocer presentan variaciones, que es lo que ocurre en el análisis de posición financiera, pues no existe un modelo rígido y único de empresa solvente e insolvente (Como se cita en De Andrés, 2000). En relación con sus desventajas, se pueden indicar: i) la complejidad del sistema impide conocer la importancia que presenta cada variable en el resultado final, ii) la definición de regiones excesivamente complejas puede hacer que funcione de forma poco satisfactoria cuando se introducen nuevas empresas (De Andrés, 2000).

#### 7.5. Algoritmos Genéticos

Los algoritmos genéticos (Shin y Lee, 2002) se basan en el principio de evolución biológica, generando resultados hacia valores óptimos, los cuales dependerán de la adecuada codificación de dichas soluciones (Como se cita en Tascón y Castaño, 2012).

#### 7.6. Mapas Autoorganizados

Como lo citan Serrano et al. (1993): *“(..) El modelo consiste en dos capas de neuronas, una de ellas es la capa de entrada y la otra es la de procesamiento y salida. A través de un aprendizaje no supervisado, este modelo organiza automáticamente los patrones de entrada y los agrupa según su similitud. El resultado final es la proyección de un conjunto de datos multidimensionales sobre una superficie bidimensional, en la que es más fácil apreciar la relación entre los diferentes patrones”*, algunos de sus atributos son: su pertinencia para identificar diferentes tipos de comportamientos de las empresas, además de permitir determinar la dependencia entre la

información contable y la situación de quiebra. Al igual que los demás modelos basados en la inteligencia artificial, resuelven un problema, pero es difícil conocer como lo hacen (Pérez y Fernández, 2007).

### 7.7. Modelo de Análisis Envolvente de Datos -DEA

El Análisis Envolvente de Datos (DEA) es un modelo no paramétrico, cuya técnica se basa en el análisis y medición de la eficiencia de instituciones que crean bienes y servicios, denominadas como DMU (Decision Making Units), expresión con el cual se puede referir a un conjunto de unidades. Dentro de sus ventajas se encuentran: la posibilidad de comparar cada una de las empresas que no son eficientes con aquellas empresas que sí lo son con similares entradas (inputs) y salidas (outputs) y que se constituyen como un referente, es fácil y rápido de calcular, además no requiere de una muestra de gran tamaño. Sin embargo, algunos autores sostienen que en esta técnica la eficiencia es medida en relación con otras unidades productivas y por consiguiente no es posible establecer si las DMU evaluadas están siendo óptimas en el uso de sus recursos aplicados para la producción de sus outputs (Herrera, 2015).

En la Tabla 8, se relacionan algunos de los trabajos relacionados con el estudio del fracaso empresarial y los modelos empleados para tal fin.

**Tabla 8** *Trabajos y metodologías sobre fracaso empresarial*

Año	Autor/es	Metodología
1966	Beaver	Análisis Univariante
1968	Altman	Análisis Discriminante Múltiple
	Beaver	Análisis Univariante
1972	Deakin	Análisis Discriminante Múltiple
1977	Martín	Análisis de Regresión Logística
1980	Ohlson	Análisis de Regresión Logística
1983	Taffler	Análisis Discriminante Múltiple
1984	Zmijewski	Análisis de Regresión Logística
1985	Laffarga, Martín y Vázquez	Análisis Univariante
		Análisis de Regresión Logística
1989	Rodríguez Fernández	Análisis Univariante
		Análisis de Regresión Logística
1991	Platt y Platt	Análisis de Regresión Logística
1992	Odom y Sharda	Inteligencia Artificial: Redes neuronales
1993	Serrano y Martín	Inteligencia Artificial: Redes neuronales

Año	Autor/es	Metodología
1994	López, Moreno y Rodríguez	Análisis Univariante
		Análisis Discriminante Múltiple
	Mora	Análisis de Regresión Logística
	Serrano-Cinca	Inteligencia Artificial: Redes neuronales
1995	García, Arqués y Calvo-Flores	Análisis Discriminante Múltiple
1996	Serrano-Cinca	Mapas Autoorganizativos
		Inteligencia Artificial: Redes neuronales
		Análisis Discriminante Lineal
1997	Lizarraga	Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
1999	Lennox	Análisis Discriminante Múltiple
2001	De Andrés	Análisis de Regresión Logística
		Análisis Discriminante Múltiple
		Análisis de Regresión Logística
		Inteligencia Artificial: Algoritmo SEES
2002	Shin y Lee	Inteligencia Artificial: Algoritmos Genéticos
		Análisis de Regresión Logística
2003	Correa, Acosta y González	Análisis de Regresión Logística
		Inteligencia Artificial: Algoritmo SEES
2008	Jones y Hensher	Análisis de Regresión Logística
		Mixed logit

**Fuente:** Tomada de Tascón y Castaño (2012).

## 8. Variables explicativas

Arias y Quiroga (2008), señalan que varios factores se destacan para explicar la supervivencia de las empresas, como son: los propios de la empresa, los relativos a su entorno y los asociados al capital humano del empresario. En este aspecto, los estudios relacionados con el fracaso empresarial en su generalidad emplean indicadores financieros contruidos a partir de los estados financieros reportados por las empresas objeto de análisis. A continuación, se presentan los indicadores financieros utilizados por diversos autores en sus investigaciones.

**Tabla 9** *Indicadores financieros empleados en el estudio del fracaso empresarial*

Autor / año / país	Indicadores
Beaver (1967). EE UU.	Tamaño, Pasivo total/activos totales, utilidad neta/activo total, capital de trabajo/activo total, pasivo corriente/activo corriente.
Altman (1968). EE. UU.	Gasto de transporte/ingreso operacional, Ingresos/intereses.
Deakin (1972). EE. UU.	Ratios de Beaver.
Ohlson (1980). EE. UU.	Tamaño, pasivo total/activo total, capital de trabajo/activo total, activo corriente/pasivo corriente, ingreso neto/activo total, Dummy (1= pasivo total excede activo total, 0=en caso contrario), Dummy (1=Ingreso neto negativo en los dos últimos años, 0=en caso contrario).
Taffler (1982). UK	EBIT/activos totales, pasivos totales/capital neto empleado, capital de trabajo/patrimonio neto.
Lizarraga (1997) España	Flujo de caja/deuda total, utilidad neta/total activos, fondos propios/deuda total.
Lennox (1999). UK	Retorno sobre capital, efectivo total/pasivo corriente.
Benito & Vlieghe (2000). UK	Efectivo/pasivos corrientes, deuda neta/capital, EBIT/capital.
Rosillo (2002). Colombia	Endeudamiento, rentabilidad del patrimonio y leverage.
Martínez (2003). Colombia	Pasivo/activo, obligaciones financieras/activo y egresos financieros (ingresos por operacionales + ingresos financieros); ingresos operacionales/activo, utilidad antes de impuestos/activo y utilidad antes de impuestos/ingresos operacionales; activo corriente/pasivo corriente, disponible/pasivo corriente, (activo corriente – pasivo corriente) /activo y disponible/activos.

Autor / año / país	Indicadores
Berrío & Cabeza (2003). Colombia	Ventas/KTNO, UAll/ventas, utilidad retenida/activo total, Deuda LP/ (deuda LP + patrimonio).
Platt & Platt (2004). EE. UU.	Pasivo total/activos totales, pasivo corriente/activos totales, pasivo corriente/pasivo total; EBITDA/activos totales, ingreso neto/activo total, ingreso neto/patrimonio; activo corriente/pasivo corriente, activo corriente/activo total, capital de trabajo/activo total.
Acosta & Fernández (2007). España	EBIT/activos totales, capital de trabajo/activos totales, activo corriente/pasivo corriente, utilidad antes de impuestos/activos totales.
Zamudio (2007). Colombia	Liquidez, plazo, tipo de garantía, variables de la industria y de ciclo.
Pozuelo, Labatut & Veres (2009). España	EBIT/activo total, pasivo circulante/pasivo total, recursos generados antes de impuestos/pasivo total, fondos propios/pasivo total.
García & Mures (2013). España	Activo circulante/pasivo circulante, disponible/pasivo circulante; fondos propios/activo total, flujo de caja/activo total, pasivo circulante/activo total; ROA, ROE.
Caro, Díaz & Porporato (2013). Argentina	Ganancia antes de intereses e impuestos/activo total, ventas/activo total, deudas/patrimonio neto.
Pérez, González & Lopera (2013). Colombia	Rotación del activo, rentabilidad del activo, nivel de endeudamiento.
Camacho, Salazar & León, (2013). Colombia	Pasivo total/activo total, ROE, apalancamiento.

**Fuente:** Elaboración propia.

El criterio de selección de estas variables usualmente se realiza a partir de los siguientes criterios: 1) indicadores financieros empleados tradicionalmente en la literatura contable, 2) frecuencia de utilización en trabajos relacionados con el estudio del fracaso empresarial y, 3) disponibilidad de información para las empresas seleccionadas (Ohlson, 1966; Mateos et al., 2011; Romero, 2013). Es así como, las principales variables financieras usadas en diversos estudios, de acuerdo a lo analizado en Lizarazo (2018) son las correspondientes a: *Pasivo total / Activo total, Activo corriente / Pasivo corriente, Utilidad operacional / Activo total, Utilidad neta / Activo total, Activo corriente / Activo total, Cash flow (disponible) / Activo total, Gastos no operacionales / Pasivo total, (Activo corriente – Pasivo corriente) / Activo corriente, Patrimonio / Activo total, Ingresos operacionales / Activo total, Utilidad antes de impuestos / Activo total y Utilidad neta / Patrimonio*. Estas variables financieras se clasifican en grupos de indicadores que sirven para evaluar la liquidez, endeudamiento y rentabilidad de una empresa.

En la Tabla 10, se describe el concepto de los indicadores de *liquidez, endeudamiento y rentabilidad*.

**Tabla 10.** *Indicadores financieros de liquidez, endeudamiento y rentabilidad*

Indicador	Descripción
Liquidez	Los indicadores de liquidez relacionan los activos y pasivos de corto plazo. Se evalúa la capacidad de cumplir con las obligaciones de corto plazo mediante la conversión de los activos corrientes.
Endeudamiento	Grado de financiación de la empresa con pasivos externos; participación de los acreedores en la estructura de financiamiento, determinan el nivel de riesgo y la conveniencia de esta estructura.
Rentabilidad	Presentan la efectividad de la administración para convertir ventas y la inversión de utilidades, así mismo miden la productividad de los fondos comprometidos en la empresa.

**Fuente:** Romero, Melgarejo, & Vera-Colina. (2015).

De igual forma, en los estudios relacionados con el fracaso empresarial, diversos autores incluyen variables de tipo cualitativo (tamaño, edad, sector, actividad económica, macroeconómicas, entre otras). En efecto, Arias y Quiroga (2008) señalan, por ejemplo, que factores propios del sector al cual pertenecen las empresas logran explicar el cese de actividades, resaltando la concentración, la intensidad tecnológica, el tamaño y la tasa de crecimiento. De igual manera, Romero (2013) indica que las pequeñas y medianas empresas tiene mayor riesgo en los sectores de construcción, seguido del industrial y comercio. En tanto que, la Confederación Colombiana de Cámaras de Comercio, indica que el desempeño de las empresas está influenciado entre otros, por factores propios del territorio en el cual se ubican, como son: el desempeño económico, la proximidad a ciudades principales, el grado de desarrollo, entre otros (Confecámaras, 2017). En el caso de las variables macroeconómicas (tipo de interés de mercado, tasa impositiva, índice de inflación, producto interno bruto, etc.), según advierten Tascón y Castaño (2012) aunque se espera que recojan algunas de las causas que puedan contribuir con el éxito o fracaso de las empresas, los resultados obtenidos parecen tener poca capacidad predictiva.

Por lo que se refiere al tamaño, los estudios también lo señalan como un factor de riesgo de fracaso empresarial, asociado a la escasa experiencia en el mercado financiero, que a su vez genera mayores costos de financiación (Deakin, 1972; Arias y Quiroga, 2008; Mateos et al., 2011; Romero, 2013).

## 9. Enfoque metodológico

### 9.1. Diseño metodológico

Hernández et al. (2010) introducen dos enfoques en el proceso de investigación: el cualitativo y el cuantitativo. “El cuantitativo, es secuencial y probatorio, y utiliza la recolección de datos para probar hipótesis con base en la medición numérica el análisis estadístico, con el fin de establecer pautas de comportamiento y probar teorías. En cuanto al enfoque cualitativo, utiliza la recolección y análisis de los datos para afinar las preguntas de investigación o revelar nuevos interrogantes en el proceso de interpretación.

Conforme a lo señalado por Hernández et al. (2010), el enfoque cuantitativo tiene cuatro alcances:

El primero, corresponde al *exploratorio*, que, por lo común, antecede a investigaciones con alcances descriptivos, correlacionales o explicativos, este se emplea cuando el objetivo consiste en examinar un tema o problema de investigación poco estudiado o si se desea indagar sobre temas desde nuevas perspectivas. Después se encuentra el *descriptivo*, con el cual se busca especificar las propiedades, las características y perfiles de cualquier fenómeno que se analiza; describe tendencias de un grupo o población. En tercer lugar, está el *correlacional*, que tiene por finalidad conocer la relación o grado de asociación que exista entre dos o más conceptos, categorías o variables en una muestra o contexto en particular. Finalmente, se encuentra el *explicativo*, que pretende establecer las causas de los sucesos o fenómenos que se estudian”.

Con fundamento en los objetivos definidos en este trabajo, el enfoque a emplear será el cuantitativo, ya que, con la recolección de información carácter financiero de las pequeñas y medianas empresas colombianas para el periodo comprendido entre 2008 y 2017, se evaluará la capacidad de pronóstico del fracaso empresarial de los modelos de elección binaria. Por otra parte, el alcance es descriptivo, porque se establece el concepto de fracaso empresarial con base en su semántica, los estudios previos y el marco legal colombiano, se detallan las características de los modelos de pronóstico, y se procede a recolectar, alistar la información financiera y aplicar los modelos de elección binaria para evaluar sus resultados.

## 9.2. Diseño de la investigación

Hernández et al., (2010), refieren: "(...) el diseño de investigación corresponde a un plan o estrategia que se desarrolla para obtener la información que se desea con el fin de responder al planteamiento del problema. A su vez, el enfoque cuantitativo lo dividen en dos clases de diseño: *investigación experimental*, que se utiliza cuando el investigador pretende establecer el posible efecto de una causa que se manipula, y *no experimental* que se define como la investigación que se realiza sin manipular deliberadamente variables, esto es, se trata de estudios en los que no se hace variar en forma intencional las variables independientes para ver su efecto sobre otras variables, sino que se observan los fenómenos en su ambiente natural para analizarlos.

Por otro lado, clasifican el diseño de investigación no experimental, por su dimensión temporal o el número de puntos en el tiempo en los cuales se recolectan datos, en *transeccionales* y *longitudinales*. Una investigación es transeccional o transversal cuando se recolectan datos en un solo momento del tiempo, su propósito es describir variables y analizar su incidencia e interrelación en un momento dado. Con respecto a investigación longitudinal o evolutiva, se recolectan datos en diferentes momentos o periodos para realizar inferencias acerca de la evolución del fenómeno, sus causas y efectos.

Por lo que se refiere a la investigación longitudinal o evolutiva, la dividen en tres tipos: de tendencia, de evolución de grupo y diseños de panel. Los dos primeros, monitorean cambios en una población a través del tiempo, usando una serie de muestras que abarcan a diferentes participantes en cada ocasión, para el caso de los diseños de panel, los casos o participantes son medidos u observados en todos los tiempos o momentos.

Considerando lo antes expuesto y acorde con el planteamiento del problema, los objetivos, marco teórico y teniendo en cuenta que el enfoque es de carácter cuantitativo, se dice que este trabajo corresponde a una investigación longitudinal de tipo diseño de panel. Esto se fundamenta en que el análisis de la información financiera corresponde al periodo comprendido entre 2008 y 2017, donde las mismas empresas son observadas en todos los momentos.

### 9.3. Selección de Variables

Teniendo en cuenta que el modelo logit empleado es binario, para la selección de la variable dependiente se consideró el estado asociado a cada empresa, siendo (1= Fracasada; 0= Sana), donde 1 = Fracasada, corresponde a la perspectiva jurídica, esto es, de acuerdo con la normatividad colombiana que establece el Régimen de Insolvencia Empresarial y 0 = Sana, en el caso contrario.

En tanto que, las variables independientes corresponden a los indicadores financieros que resultaron relevantes en trabajo elaborado por Lizarazo (2018), para identificar las variables financieras que difieren entre las pequeñas y medianas empresas colombianas que fracasan y ellas que sobreviven. Además, se incluyen las variables categóricas de tamaño, región y actividad económica.

### 9.4. Selección de la Muestra

La selección de la muestra se obtuvo a partir de la información que provee la Superintendencia de Sociedades, respecto de las empresas que están sometidas bajo su inspección, vigilancia y control, y que pertenecen al sector real de la economía. En primer lugar, se realizó una depuración por tamaño, clasificando a las pequeñas y medianas empresas de acuerdo con los rangos de nivel de activos definidos en la Ley 905 de 2004, para lo cual se tuvo en cuenta el salario mínimo mensual legal vigente para cada año, junto con los estados financieros reportados por dichas empresas a la Supersociedades (Se considera esta Ley, debido a que el espacio temporal de este trabajo corresponde al periodo 2008-2017). En segundo lugar, se procedió a eliminar las empresas que no reportaron sus datos para todos los años analizados. En tercer lugar, se clasificaron las empresas por regiones (Antioquia y Eje Cafetero, Oriente, Caribe, Centro y Resto del país), en el **Anexo 1** se detalla la agrupación de los departamentos por las regiones antes descritas.

En cuarto lugar, se especificó la actividad económica (Agricultura, Ganadería, Caza, Silvicultura y Pesca, Explotación De Minas y Canteras, Industrias Manufactureras, Construcción, electricidad, gas y agua, Comercio, hoteles y restaurantes, Transporte, almacenamiento y comunicaciones, Actividades auxiliares a la intermediación financiera, Actividades inmobiliarias, empresariales y de alquiler y Enseñanza, servicios de salud y otros servicios), de acuerdo con el CIIU (Código Industrial Internacional Uniforme 3.1 A.C., y 4 A.C.), para cada una de las empresas. Así pues, se

depuraron las empresas en las que la región y sector económico cambiaban durante los años estudiados para reducir el sesgo de la muestra.

En tanto que, para definir los dos grupos de empresas, se seleccionó la muestra de empresas fracasadas considerando el punto de vista jurídico, esto conforme a los criterios expuestos en la parte referente al concepto de fracaso empresarial, debido a que dicho punto de vista se constituye en un criterio que permite identificarlas de manera objetiva (Tascón y Castaño, 2012). Después, se calcularon los indicadores financieros y se eliminaron los datos que presentaban valores indeterminados (Magnitud del denominador igual a cero "0"), así como, los casos de empresas sanas que presentaban tanto activo total como patrimonio total negativo (Romero, 2013).

Para finalizar, se realizó una muestra aleatoria de las empresas sanas sin realizar emparejamiento, quedando la base de datos conformada por 338 observaciones de empresas no fracasadas y 558 de empresas fracasadas.

## 10. Análisis de datos y resultados

### 10.1. Conformación y análisis de la muestra

Para la aplicación de los modelos, la distribución de la muestra por tamaño y estado quedó conformada de la siguiente manera (Tabla 11). Así mismo, en las Tablas 12 y 13 se presenta el resumen de la distribución de la muestra por regiones y actividad económica.

**Tabla 11** *Distribución de la muestra por tamaño de empresa*

	Sana	Fracasada	Total	% Tamaño
Pequeña	122	87	209	23,3%
Mediana	436	251	687	76,7%
Total	558	338	896	
<b>% Estado</b>	62,3%	37,7%		

**Nota:** El grupo de empresas medianas corresponde a la categoría de referencia.

**Fuente:** Elaboración propia

**Tabla 12** *Distribución de la muestra de empresas por regiones*

Región	Sana	Fracasada	Total	% Total
Antioquia y Eje Cafetero	150	91	241	26,9%
Caribe	20	52	72	8,0%
Centro	298	110	408	45,5%
Oriente	50	38	88	9,8%
Resto del país	40	47	87	9,7%
Total	558	338	896	

**Nota:** La categoría de referencia corresponde a la región Centro.

**Fuente:** Elaboración propia

**Tabla 13** *Distribución de la muestra de empresas por actividad económica*

Actividad económica	Sana	Fracasada	Total	% Total
D1 Agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca	62	16	78	8,70%
D2 Comercio al por mayor y al por menor	218	114	332	37,10%
D3 Construcción	8	69	77	8,60%
D4 Explotación de minas y canteras	10	6	16	1,80%
D5 Industrias Manufactureras	90	102	192	21,40%
D6 Actividades inmobiliarias	120	19	139	15,50%
D7 Otras actividades	50	12	62	6,90%
Total	558	338	896	100,00%

**Nota:** En la categoría de otros se agrupan: 1. Actividades financieras y de seguros; 2. Actividades profesionales, científicas y técnicas; 3. Actividades artísticas, de entretenimiento y recreación; 4. Administración pública, defensa, educación y salud; 5. Otras actividades.

La categoría de referencia corresponde a la actividad económica de Comercio al por mayor y al por menor.

**Fuente:** Elaboración propia

Inicialmente, se realizó un análisis descriptivo para las variables cuantitativas, con el fin de tener un primer acercamiento respecto de la diferencia existente entre los valores medios y de dispersión para los dos grupos de empresas (Fracasadas y sanas). A partir de los resultados se observó que las variables con mayor diferencia en el valor promedio entre los dos grupos de empresas fueron: Pasivo total / Activo total (Sanas 0,48 [0,23]), fracasadas 0,68 [0,29]), Obligaciones financieras / Activo total (Sanas 0,16 [0,17], fracasadas 0,29 [0,22]) Pasivo corriente / Activo total (Sanas 0,37 [0,23], fracasadas 0,50 [0,27]) Utilidad operacional / Patrimonio (Sanas 0,18 [0,27], fracasadas 0,29 [0,88]) y (Activo corriente – Inventarios) / Activo total (Sanas 0,43 [0,26], fracasadas 0,50 [0,23]).

Respecto a los resultados de las tres primeras variables, se observa que las empresas sanas tienen un menor nivel de activos financiados con terceros, en cuanto al indicador de Utilidad operacional / Patrimonio, es superior para el grupo de empresas fracasadas, lo que indica que son más eficientes para generar rentabilidad para los propietarios a través de las operaciones relacionadas con su objeto social, sin embargo, los datos presentan una desviación respecto de la media importante, al mismo tiempo que se evidencia un media negativa en la razón *Utilidad operacional / Ingresos operacionales* (-0,01 [0,33]), que puede ser consecuencia de un mayor nivel de costos y gastos operacionales. Los resultados del análisis descriptivo se muestran a continuación.

**Tabla 14** Valores promedio y desviación estándar por grupo de empresas

Indicadores financieros	Empresas sanas		Empresas fracasadas	
	Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar
Var <sub>3</sub> (Activo corriente – Inventarios) / Activo total	0,43	0,26	0,50	0,23
Var <sub>5</sub> Pasivo total / Activo total	0,48	0,23	0,68	0,29
Var <sub>6</sub> Obligaciones financieras / Activo total	0,16	0,17	0,29	0,22
Var <sub>7</sub> Pasivo corriente / Activo total	0,37	0,23	0,50	0,27
Var <sub>8</sub> Utilidad operacional / Activo total	0,07	0,09	0,06	0,24
Var <sub>9</sub> Utilidad neta / Patrimonio	0,09	0,14	0,13	0,65
Var <sub>10</sub> Utilidad neta / Activo total	0,04	0,06	-0,01	0,23
Var <sub>11</sub> Utilidad operacional / Patrimonio	0,18	0,27	0,29	0,88
Var <sub>12</sub> Utilidad operacional / Ingresos operacionales	0,04	0,27	-0,01	0,33

Fuente: Elaboración propia

Después, se analizó la normalidad de cada uno de los indicadores financieros seleccionados, a través de los test de Kolmogorov-Smirnov y Shapiro-Wilk, rechazando la hipótesis nula para todas las variables, con un nivel de significación del 0,05. Con estos resultados se cree que las variables

financieras son útiles individualmente a la hora de discriminar entre empresas. A continuación, se presentan los resultados de la prueba realizada.

**Tabla 15 Pruebas de normalidad Kolmogorov-Smirnov y Shapiro Wilk**

Indicadores financieros	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Var <sub>3</sub> (Activo corriente – Inventarios) / Activo total	,044	896	,000	,978	896	,000
Var <sub>5</sub> Pasivo total / Activo total	,064	896	,000	,908	896	,000
Var <sub>6</sub> Obligaciones financieras / Activo total	,154	896	,000	,878	896	,000
Var <sub>7</sub> Pasivo corriente / Activo total	,057	896	,000	,952	896	,000
Var <sub>8</sub> Utilidad operacional / Activo total	,199	896	,000	,566	896	,000
Var <sub>9</sub> Utilidad neta / Patrimonio	,341	896	,000	,217	896	,000
Var <sub>10</sub> Utilidad neta / Activo total	,303	896	,000	,424	896	,000
Var <sub>11</sub> Utilidad operacional / Patrimonio	,226	896	,000	,519	896	,000
Var <sub>12</sub> Utilidad operacional / Ingresos operacionales	,325	896	,000	,391	896	,000

**Fuente:** Elaboración propia.

Conforme a los resultados obtenidos previamente, se procedió a aplicar la prueba no paramétrica U de Mann-Whitney, para verificar si existía diferencia en la magnitud de las variables cuantitativas para los dos grupos de empresas. Con los resultados obtenidos se procede a rechazar la hipótesis nula de igualdad de las medias (Nivel de confianza del 0,95), excepto para las razones de *Utilidad operacional / Activo total* y *Utilidad neta / patrimonio*. En la Tabla 16 se muestran los resultados.

**Tabla 16 Prueba U de Mann-Whitney**

Indicadores financieros	Sig.
Var <sub>3</sub> (Activo corriente – Inventarios) / Activo total	,000
Var <sub>5</sub> Pasivo total / Activo total	,000
Var <sub>6</sub> Obligaciones financieras / Activo total	,000
Var <sub>7</sub> Pasivo corriente / Activo total	,000
Var <sub>8</sub> Utilidad operacional / Activo total	,655
Var <sub>9</sub> Utilidad neta / Patrimonio	,155
Var <sub>10</sub> Utilidad neta / Activo total	,000
Var <sub>11</sub> Utilidad operacional / Patrimonio	,000
Var <sub>12</sub> Utilidad operacional / Ingresos operacionales	,023

**Fuente:** Elaboración propia.

Con la información recolectada y las pruebas aplicadas a la muestra, se procedió a estimar los modelos logit y probit.

## 10.2. Estimación del modelo logit

Inicialmente, en la Tabla 17 se muestran la correlación entre las variables continuas, para lo cual se empleó el *coeficiente de correlación de Spearman*, que es una medida basada en el rango de asociación, lo cual lo hace recomendable si los datos no provienen de una distribución normal bivariada.

**Tabla 17** Matriz de correlaciones de Spearman

	Var3	Var5	Var6	Var7	Var8	Var9	Var10	Var11	Var12
Var3	1.000	,336**	,098**	,504**	,396**	,363**	,298**	,420**	-0,01
Var5	,336**	1.000	,568**	,723**	0,042	,213**	-,163**	,432**	-,237**
Var6	,098**	,568**	1.000	,286**	,075*	0,049	-,159**	,259**	-0,043
Var7	,504**	,723**	,286**	1.000	,130**	,233**	-0,023	,357**	-,242**
Var8	,396**	0,042	,075*	,130**	1.000	,549**	,642**	,800**	,674**
Var9	,363**	,213**	0,049	,233**	,549**	1.000	,808**	,619**	,259**
Var10	,298**	-,163**	-,159**	-0,023	,642**	,808**	1.000	,418**	,429**
Var11	,420**	,432**	,259**	,357**	,800**	,619**	,418**	1.000	,450**
Var12	-0,01	-,237**	-0,043	-,242**	,674**	,259**	,429**	,450**	1.000

**Nota:** Var3 (Activo corriente – Inventarios) / Activo total. Var5 Pasivo total / Activo total. Var6 Obligaciones financieras / Activo total. Var7 Pasivo corriente / Activo total. Var8 Utilidad operacional / Activo total. Var9 Utilidad neta / Patrimonio. Var10 Utilidad neta / Activo total. Var11 Utilidad operacional / Patrimonio. Var12 Utilidad operacional / Ingresos operacionales.

\*\* Correlación es significativa en el nivel 0,01. \* Correlación es significativa en el nivel 0,05.

Fuente: Elaboración propia

Conforme a los resultados, se observa que las variables *Utilidad operacional / Activo total* y *Utilidad operacional / Patrimonio* (*,549*), así como, *Utilidad neta / Patrimonio* y *Utilidad neta / Activo total* (*,808*), presentan una correlación positiva muy fuerte (Hernández et al, 2001). Aunque se aprecia multicolinealidad entre dichas variables, esta se puede disminuir si se eliminan los regresores más afectados, no obstante, el problema consistirá en que los estimadores del nuevo modelo serían sesgados (Valencia, 2013).

Para verificar de mejor manera, la existencia o no de multicolinealidad se calcularon los *VIF* (factor de inflación de la varianza), a partir de la matriz de covarianza de los parámetros estimados. Donde, valores  $VIF_j > 5$  se consideran relevantes. Sin embargo, Neter et al (1996) Chatterjee (2000), indican que la multicolinealidad es severa si  $VIF_j > 10$  (Valencia, 2013). Después de realizar la prueba de *VIF*, el factor más alto fue el correspondiente al indicador financiero de *Pasivo total/ Activo total* (*3,235*), entendiendo que no hay problemas de multicolinealidad relevantes. Estos

resultados son consistentes con los errores estándar de los parámetros del modelo logit estimado que incluye todas las variables independientes (modelo 5).

**Tabla 18** Factor VIF para los parámetros estimados del modelo logit

	Variable	VIF
Var3	(Activo corriente – Inventarios) / Activo total	1,985
Var5	Pasivo total / Activo total	3,235
Var6	Obligaciones financieras / Activo total	1,687
Var7	Pasivo corriente / Activo total	2,748
Var8	Utilidad operacional / Activo total	2,639
Var9	Utilidad neta / Patrimonio	1,827
Var10	Utilidad neta / Activo total	2,061
Var11	Utilidad operacional / Patrimonio	2,383
Var12	Utilidad operacional / Ingresos operacionales	1,284
D1	Agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca	1,473
D3	Construcción	1,203
D4	Explotación de minas y canteras	1,148
D5	Industrias Manufactureras	1,520
D6	Actividades inmobiliarias	1,478
D7	Otras actividades	1,284
D8	Antioquia y Eje Cafetero	1,347
D9	Caribe	1,280
D11	Oriente	1,340
D12	Resto del país	1,398
D13	Tamaño	1,194

Fuente: Elaboración propia

Por tal motivo, se decide estimar el modelo logit, para lo cual se usó el método *forward*, iniciando con un modelo en el cual se incluyeron únicamente las variables financieras, en un segundo modelo, se integran a las variables financieras el tamaño de las empresas. Un tercer modelo se calcula sumando a las dos variables anteriores la región, el cuarto modelo incluye las variables financieras, tamaño y actividad económica, para terminar, se corre un quinto modelo con las variables financieras, sector, actividad económica y tamaño. A continuación se presentan los resultados obtenidos después de correr todos los modelos.

Tabla 19 Estimación del modelo logit

Variable independiente	Modelo 1			Modelo 2			Modelo 3		
	B	Error Estándar	Sig	B	Error Estándar	Sig	B	Error Estándar	Sig
Constante	-2,574	0,268	0,000	-2,581	0,268	0,000	-3,298	0,310	0,000
Var3 (Activo corriente – Inventarios) / Activo total	0,181	0,367	0,623	0,132	0,373	0,723	0,576	0,398	0,147
Var5 Pasivo total / Activo total	2,490	0,630	0,000	2,454	0,632	0,000	3,257	0,696	0,000
Var6 Obligaciones financieras / Activo total	1,814	0,487	0,000	1,864	0,491	0,000	1,146	0,525	0,029
Var7 Pasivo corriente / Activo total	0,093	0,498	0,852	0,109	0,499	0,827	0,240	0,525	0,648
Var8 Utilidad operacional / Activo total	3,548	1,149	0,002	3,510	1,150	0,002	3,233	1,244	0,009
Var9 Utilidad neta / Patrimonio	0,037	0,131	0,779	0,035	0,130	0,786	0,019	0,170	0,911
Var10 Utilidad neta / Activo total	-4,067	1,517	0,007	-4,036	1,515	0,008	-4,279	1,590	0,007
Var11 Utilidad operacional / Patrimonio	0,007	0,203	0,973	0,012	0,203	0,953	0,153	0,269	0,568
Var12 Utilidad operacional / Ingresos operacionales	0,954	0,445	0,032	0,960	0,446	0,031	0,754	0,411	0,066
D1 Agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D2 Comercio al por mayor y al por menor	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D3 Construcción	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D4 Explotación de minas y canteras	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D5 Industrias Manufactureras	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D6 Actividades inmobiliarias	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D7 Otras actividades	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D8 Antioquia y Eje Cafetero	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	0,178	0,195	0,360
D9 Caribe	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	1,911	0,346	0,000
D10 Centro	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.			0,000
D11 Oriente	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	0,963	0,269	0,000
D12 Resto del país	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	1,393	0,273	0,000
D13 Tamaño	n.i.	n.i.	n.i.	0,133	0,180	0,460	0,013	0,189	0,946
<b>Bondad de ajuste</b>									
Logaritmo de la verosimilitud -2	1024			1024			980		
LR Test	163,95			163,95			223,03		
Prob > LR	0,00			0,00			0,00		
R cuadrado de Cox y Snell	0,167			0,167			0,207		
R cuadrado de Nagelkerke	0,227			0,227			0,281		
AIC	1044			1045			995		
McFadden R2	0,138			0,139			0,188		
<b>Clasificación</b>									
% Fracasada correcto (Sensibilidad)	68,64			68,64			65,98		
% Sana Correcto (Especificidad)	69,18			69,18			73,30		
Global	68,97			68,97			70,54		
Prueba de Hosmer y Lemeshow	0,016			0,100			0,020		

**Tabla 19. Estimación del modelo logit (Continuación)**

Variable independiente	Modelo 4			Modelo 5		
	B	Error Estándar	Sig	B	Error Estándar	Sig
Constante	-3,479	0,393	0,000	-4,576	0,466	0,000
Var3 (Activo corriente – Inventarios) / Activo total	1,736	0,483	0,000	2,482	0,540	0,000
Var5 Pasivo total / Activo total	1,175	0,743	0,114	2,521	0,823	0,002
Var6 Obligaciones financieras / Activo total	2,785	0,554	0,000	1,612	0,607	0,008
Var7 Pasivo corriente / Activo total	0,944	0,599	0,115	0,545	0,646	0,399
Var8 Utilidad operacional / Activo total	3,151	1,233	0,011	2,265	1,392	0,104
Var9 Utilidad neta / Patrimonio	0,057	0,118	0,628	0,024	0,155	0,876
Var10 Utilidad neta / Activo total	-4,262	1,678	0,011	-3,806	1,757	0,030
Var11 Utilidad operacional / Patrimonio	0,157	0,173	0,363	0,046	0,272	0,864
Var12 Utilidad operacional / Ingresos operacionales	-1,547	0,501	0,002	-1,335	0,433	0,002
D1 Agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca	0,312	0,364	0,391	0,677	0,389	0,082
D2 Comercio al por mayor y al por menor			0,000			0,000
D3 Construcción	3,203	0,425	0,000	3,557	0,444	0,000
D4 Explotación de minas y canteras	0,818	0,557	0,142	0,815	0,570	0,153
D5 Industrias Manufactureras	1,115	0,217	0,000	1,592	0,237	0,000
D6 Actividades inmobiliarias	-1,668	0,345	0,000	-1,725	0,400	0,000
D7 Otras actividades	0,258	0,388	0,506	0,304	0,448	0,497
D8 Antioquia y Eje Cafetero	n.i.	n.i.	n.i.	0,333	0,227	0,143
D9 Caribe	n.i.	n.i.	n.i.	2,458	0,370	0,000
D10 Centro	n.i.	n.i.	n.i.			0,000
D11 Oriente	n.i.	n.i.	n.i.	0,960	0,306	0,002
D12 Resto del país	n.i.	n.i.	n.i.	1,138	0,345	0,001
D13 Tamaño	0,175	0,206	0,395	0,426	0,223	0,056
<b>Bondad de ajuste</b>						
Logaritmo de la verosimilitud -2	883			805		
LR Test	322,52			398,83		
Prob > LR	0,00			0,00		
R cuadrado de Cox y Snell	0,288			0,347		
R cuadrado de Nagelkerke	0,393			0,473		
AIC	899			831		
McFadden R2	0,272			0,336		
<b>Clasificación</b>						
% Fracasada correcto (Sensibilidad)	68,34			72,49		
% Sana Correcto (Especificidad)	77,06			81,00		
Global	73,77			77,79		
Prueba de Hosmer y Lemeshow	0,044			0,503		

**Nota:** • Se estimó con un nivel de confianza del 0,95. • n.i.: variable no incluida en el modelo.

**Fuente:** Elaboración propia.

En el modelo 1 se incluyeron las variables financieras, resultando significativas con un nivel de confianza del 0,95, *Pasivo total / Activo total*, *Obligaciones financieras / Activo total*, *Utilidad operacional / Activo total*, *Utilidad neta / Activo total* y *Utilidad operacional / Ingresos operacionales*, logrando una clasificación global del 68,97%, sin embargo, la *prueba de Hosmer y Lemeshow*, no fue significativa. En el segundo modelo se adiciona la variable *tamaño*, la cual no es relevante para distinguir entre los dos grupos de empresas. En el tercer modelo, se incluyen las variables financieras y las categóricas de *tamaño* y *región*, donde las variables financieras relevantes continúan siendo las presentadas en el primer modelo y se incluyen las variables cualitativas de región *Caribe*, *Oriente* y *Resto del País*. El cuarto modelo se calcula introduciendo las variables financieras junto con las variables categóricas de *actividad económica* y *tamaño*; donde con un nivel de significancia del 0,05, se incluyen las variables de *(Activo corriente – Inventarios) / Activo total*, *Obligaciones financieras / Activo total*, *Utilidad operacional / Activo total*, *Utilidad neta / Activo total*, *Utilidad operacional / Ingresos operacionales*, *Construcción*, *Industrias manufactureras* y *Actividades inmobiliarias*.

Finalmente, se calculó un quinto modelo en el cual se incluyeron las variables financieras y todas las variables categóricas (*tamaño*, *región* y *actividad económica*). En este modelo se seleccionan con un nivel de confianza del 0,95 por ciento, las variables *(Activo corriente – Inventarios) / Activo total*, *Pasivo total / Activo total*, *Obligaciones financieras / Activo total*, *Utilidad neta / Activo total*, *Utilidad operacional / Ingresos operacionales*, *Construcción*, *Industrias manufactureras*, *Actividades Inmobiliarias*, *Caribe*, *Oriente* y *Resto del País*. Las pruebas de bondad de ajuste muestra que las variables independientes del modelo ajustado tienen realmente efecto sobre la variable dependiente a través de los test de *Logaritmo de la verosimilitud -2*, *LR test* y *Prob > LR*, donde con un resultado del *Prob > LR* de 0,00 se rechaza la hipótesis nula que establece que todos los coeficientes excepto la constante son iguales a cero (0); de igual forma el test de *Mc Fadden R2* que se obtiene resulta ser el mejor en comparación con los cuatro modelos iniciales. Finalmente, el porcentaje correcto de clasificación de empresas fracasadas y no fracasadas (72,49% y 81,00% que corresponden a la sensibilidad y especificidad, respectivamente) es más alto en comparación con los otros modelos; el porcentaje global de clasificación fue del 77,79%, donde la *Prueba de Hosmer y Lemeshow*, indica una buena calibración del modelo (grado en que la probabilidad predicha coincide con la observada).

Para el caso del modelo logit, la magnitud de los coeficientes no tiene interpretación, lo que se puede determinar con estos resultados es si una variable aumenta o disminuye la probabilidad de que una empresa entre en situación de fracaso, es decir, esto aporta una primera interpretación

intuitiva a partir de los parámetros “Si el parámetro  $\beta_k$  asociado con la variable  $X_k$  es positivo (negativo), entonces la probabilidad condicional  $Pr(y_i = 1 | X_k; \beta)$  aumentará (disminuirá) cuando  $X_k$  crece”. Por lo tanto, para explicar la relación de probabilidad entre las variables independientes y dependiente se procede a calcular los efectos marginales del modelo, que se ven afectados por la heterogeneidad no observada, no relacionada con las variables independientes incluidas en el modelo.

Los efectos marginales corresponden a promedios poblacionales y representan el promedio condicional de los efectos de una variable independiente sobre la probabilidad de ocurrencia de  $y=1$ , que se expresa como:

$$\frac{\exp(x' i \beta)}{[1 + \exp(x' i \beta)]^2} \beta_k$$

Al calcular el efecto marginal promedio para las variables explicativas que resultaron significativas con un nivel de confianza del 0,95 para explicar el fracaso empresarial para las Pymes en Colombia, del modelo cinco, por ser el modelo que tuvo mejor desempeño y en cual se incluyeron las variables cuantitativas de indicadores financieros, así como, las variables categóricas de tamaño, región y actividad económica, se obtuvo:

**Tabla 20** *Calculo de efectos marginales – Modelo logit*

<b>Variable independiente</b>	<b>Efecto marginal</b>	<b>Odds ratio</b>
(Activo corriente – Inventarios) / Activo total	0,356	8,99
Pasivo total / Activo total	0,362	10,55
Obligaciones financieras / Activo total	0,231	5,60
Utilidad neta / Activo total	-0,547	0,02
Utilidad operacional / Ingresos operacionales	-0,192	0,26
Construcción	0,510	33,77
Industrias Manufactureras	0,228	4,63
Actividades Inmobiliarias	-0,247	0,19
Caribe	0,353	10,79
Oriente	0,138	2,39
Resto del país	0,163	2,98

**Fuente:** Elaboración propia

De acuerdo con los resultados obtenidos para la variable *(Activo corriente – Inventarios) / Activo total*, la probabilidad de fracaso es 0,356 puntos porcentuales mayor en empresas con exceso de activo corriente, debido a que la rentabilidad disminuye al soportar mayores costos operativos y

puede llevar a casos en los cuales se acuda a un mayor grado de financiación con recursos de terceros, afectando la cuenta de resultados, al tiempo que disminuye la liquidez.

En lo referente a los indicadores *Pasivo total / Activo total* y *Obligaciones financieras / Activo total*, la probabilidad de fracaso es 0,362 y 0,231 puntos porcentuales mayor en empresas con mayores costos de financiación, debido a que son consideradas como unidades económicas con un nivel de riesgo importante, asociado a la escasa experiencia en el mercado financiero, hecho que las obliga a buscar recursos más onerosos. Por otra parte, la variable *Utilidad neta / Activo total* indica una probabilidad de fracaso menor en -0,547 puntos porcentuales, para aquellas empresas que generan mayores beneficios sobre sus activos totales. Finalmente, la variable *Utilidad operacional / Ingresos operacionales* es de -0,192 puntos porcentuales, indicando que, para empresas con un manejo eficiente de sus operaciones primarias la probabilidad de fracaso disminuye.

En cuanto a la variable cuantitativa de actividad económica, una empresa que pertenezca a los sectores de *Construcción* o *Industrias Manufactureras*, tienen una probabilidad de fracasar del 0,510 y 0,228 puntos porcentuales mayor con relación al sector de *Comercio al por mayor y al por menor* (categoría de referencia). Por el contrario, si la unidad económica desarrolla su actividad en el segmento de *Actividades Inmobiliarias* su probabilidad de fracaso es -0,247 puntos porcentuales menor, que para aquellas pertenecientes al sector de referencia.

De acuerdo con la variación porcentual anual del producto interno bruto -PIB por ramas de actividad económica, que reporta el Departamento Administrativo Nacional de Estadística -DANE, se observa como el índice para el sector de *Actividades Inmobiliarias* para los años analizados 2011 – 2016, estuvo por encima de lo reportado para el sector *Comercio* (excepto 2017, donde presenta una leve caída), lo que está en línea con la información lograda al correr el modelo logit. De manera similar, se observa una tendencia negativa para el sector de *Industrias Manufactureras* para los años 2012, 2013 y 2017, y que en todo caso se ubica por debajo del sector de referencia; para el sector de *Construcción*, se observa una tendencia positiva para el año 2011 con una caída en 2012 y recuperación posterior para el período 2013-2014, sin embargo, presenta una caída en los años posteriores (Anexo 2).

En el caso de la variable región, las correspondientes a *Caribe*, *Oriente* y *Resto del País*, presentan un mayor riesgo de fracaso en comparación con la región *Centro* (categoría de referencia), siendo del 0,35, 0,14 y 0,16 puntos porcentuales, respectivamente. En tanto que, la región de Antioquia y Eje Cafetero en ninguno de los cinco (5) modelos resulto ser significativa.

Como lo señala Confecámaras (2017), el desempeño de las empresas se ve influenciado por factores propios del territorio donde se ubican. Siguiendo esta línea, los resultados obtenidos en el cálculo del modelo de regresión logit, son consistentes con las cifras presentadas en el informe de *Índice Departamental de Competitividad de 2019*, para los conceptos de *tamaño de mercado*, *complejidad del aparato productivo*, *densidad empresarial*, *tasa de natalidad empresarial neta* e *índice de profundización financiera de la cartera comercial*. Para el pilar de tamaño de mercado, los departamentos que tienen menores resultados pertenecen a los grupos de Resto del País, Caribe y Oriente. En tanto que, se destacan los departamentos de la región Antioquia y Eje Cafetero, superados únicamente por la región Centro. (Anexo 3). Para el pilar de sofisticación y diversificación que comprende entre otras la variable de complejidad del aparato productivo, ocupan los tres primeros lugares los departamentos que pertenecen a las regiones Antioquia y Eje Cafetero, Centro y Caribe, ocupando los últimos lugares los departamentos agrupados en las regiones Oriente y Resto del País (Anexo 4).

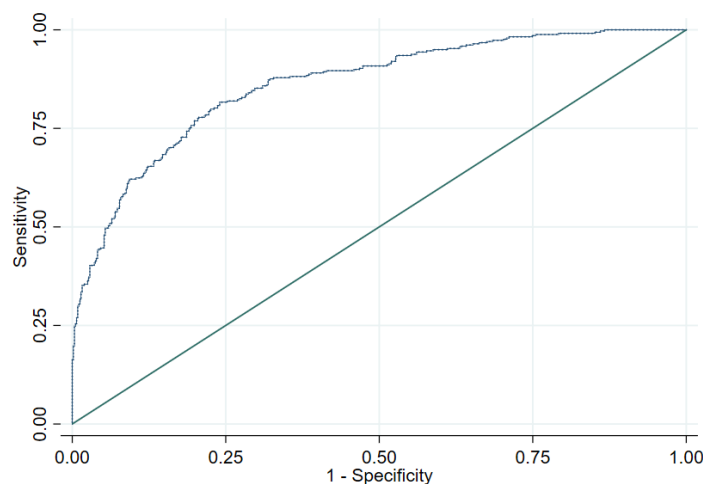
En el índice de *Densidad empresarial*, se destacan nuevamente las regiones *Centro* y *Antioquia* y *Eje Cafetero*, sin embargo, en los cinco primeros lugares se ubican los departamentos de *San Andrés* y *Providencia* y *Casanare* (Anexo 5). Para el índice de *tasa de natalidad empresarial neta*, los departamentos clasificados en la región *Caribe* ocupan el segundo lugar, por encima de los departamentos clasificados en la región de *Antioquia* y *Eje Cafetero*; nuevamente se destaca la posición de *San Andrés* y *Providencia* que ocupa el tercer lugar, precedido por *Bogotá* y *Atlántico* (Anexo 6). Por último para el índice de *profundización financiera de la cartera comercial*, los departamentos del grupo de *Antioquia* y *Eje Cafetero* se ubican en el primer lugar, seguidos de la región *Centro* y *Caribe*; se destaca la posición de los departamentos de *Risaralda*, *Quindío* y *Caldas* (Anexo 7).

También se observó el índice de *Costo de transporte por departamento a municipio de destino*, donde los departamentos condensados en la región *Resto del País*, se ubican en el primer lugar, seguidos de *Antioquia* y *Eje Cafetero* y *Centro*. Los departamentos con mayores costos de transporte resultan ser *Chocó*, *Caquetá*, *Nariño*, *Bogotá* y *Guaviare*; en tanto que, los departamentos con menores costos asociados a transporte a municipio de destino son *Casanare*, *Meta*, *César* y *Boyacá* (Anexo 8).

Por último, se estimó la Curva ROC, que establece la proporción de predicciones correctas de fracaso (*Sensibilidad*) y de predicciones correctas de no fracaso (*Especificidad*). Para un punto de

corte dado  $C$ , se busca que la predicción de fracaso tenga tanto una alta sensibilidad como especificidad, en donde, la predicción de falsos positivos se conoce como Error Tipo I, y la predicción de falsos negativos se llama Error Tipo I.

En este sentido, la curva ROC para el modelo cinco (5) presentada en el **Gráfico 10**, indica que este tiene un buen poder discriminatorio (punto de corte  $C = (0,5)$ , sustentando en el resultado del AUROC igual a 0,85. Los porcentajes de clasificación fueron de 72,49% y de 81,00%, para la sensibilidad y especificidad, respectivamente.



**Gráfico 10** Curva ROC -Modelo logit

Fuente: Elaboración propia

### 10.3. Estimación del modelo probit

Para estimar el modelo probit, primero se calculó el VIF (factor de inflación de la varianza) para cada uno de los parámetros estimados para el modelo que tiene todas las variables propuestas (indicadores financieros, tamaño, actividad económica y región). Una vez realizada dicha prueba, el factor más alto fue el correspondiente al indicador financiero de *Pasivo total / Activo total* (3,285), entendiendo que no hay problemas de multicolinealidad relevantes. Los resultados son consistentes con los errores estándar de los parámetros del modelo número cinco estimado (Tabla 21).

**Tabla 21** Factor VIF para los parámetros estimados del modelo probit

	<b>Variable</b>	<b>VIF</b>
Var3	(Activo corriente – Inventarios) / Activo total	1,941
Var5	Pasivo total / Activo total	3,285
Var6	Obligaciones financieras / Activo total	1,71
Var7	Pasivo corriente / Activo total	2,73
Var8	Utilidad operacional / Activo total	2,516
Var9	Utilidad neta / Patrimonio	1,737
Var10	Utilidad neta / Activo total	2,053
Var11	Utilidad operacional / Patrimonio	2,191
Var12	Utilidad operacional / Ingresos operacionales	1,287
D1	Agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca	1,45
D3	Construcción	1,213
D4	Explotación de minas y canteras	1,135
D5	Industrias Manufactureras	1,474
D6	Actividades inmobiliarias	1,474
D7	Otras actividades	1,248
D8	Antioquia y Eje Cafetero	1,345
D9	Caribe	1,253
D11	Oriente	1,315
D12	Resto del país	1,352
D13	Tamaño	1,183

**Fuente:** Elaboración propia

Por tal motivo, se decide estimar el modelo Probit para los cinco modelos que se utilizaron para el cálculo del modelo Logit, iniciando con el modelo en el cual se incluyó únicamente las variables financieras, en segundo lugar, el modelo con variables financieras y tamaño, en tercer lugar, el modelo donde se consideran las variables financieras, tamaño y región, el cuarto modelo incluye las variables financieras, tamaño y actividad económica, para terminar, se corre el quinto modelo que contempla las variables financieras, sector, actividad económica y tamaño. A continuación, se presentan los resultados obtenidos después de correr todos los modelos.

Tabla 22 Estimación del modelo Probit

Variable independiente	Modelo 1			Modelo 2			Modelo 3		
	B	Error Estándar	Sig	B	Error Estándar	Sig	B	Error Estándar	Sig
Constante	-1,517	0,149	0,000	-1,522	0,149	0,000	-1,989	0,173	0,000
Var3 (Activo corriente – Inventarios) / Activo total	0,102	0,219	0,642	0,074	0,223	0,739	0,360	0,235	0,127
Var5 Pasivo total / Activo total	1,415	0,371	0,000	1,394	0,372	0,000	1,896	0,407	0,000
Var6 Obligaciones financieras / Activo total	1,146	0,296	0,000	1,177	0,298	0,000	0,724	0,316	0,022
Var7 Pasivo corriente / Activo total	0,087	0,301	0,773	0,096	0,302	0,751	0,130	0,315	0,681
Var8 Utilidad operacional / Activo total	1,871	0,653	0,004	1,848	0,655	0,005	1,796	0,706	0,011
Var9 Utilidad neta / Patrimonio	0,022	0,072	0,763	0,021	0,072	0,770	0,006	0,094	0,946
Var10 Utilidad neta / Activo total	-2,167	0,867	0,012	-2,153	0,867	0,013	-2,303	0,900	0,010
Var11 Utilidad operacional / Patrimonio	0,016	0,110	0,884	0,019	0,110	0,865	0,070	0,155	0,649
Var12 Utilidad operacional / Ingresos operacionales	0,536	0,241	0,026	0,540	0,241	0,025	0,467	0,234	0,046
D1 Agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D2 Comercio al por mayor y al por menor	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D3 Construcción	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D4 Explotación de minas y canteras	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D5 Industrias Manufactureras	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D6 Actividades inmobiliarias	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D7 Otras actividades	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.
D8 Antioquia y Eje Cafetero	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	0,133	0,116	0,254
D9 Caribe	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	1,150	0,197	0,000
D10 Centro	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.			0,000
D11 Oriente	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	0,623	0,162	0,000
D12 Resto del país	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	n.i.	0,832	0,163	0,000
D13 Tamaño	n.i.	n.i.	n.i.	0,084	0,109	0,439	0,006	0,113	0,961
<b>Bondad de ajuste</b>									
Logaritmo de la verosimilitud -2	1024,8			1024,2			964,51		
LR Test	162,75			163,35			223,03		
Prob > LR	0,00			0,00			0,00		
AIC	1044,8			1046,2			993,09		
McFadden R2	0,137			0,138			0,188		
<b>Clasificación</b>									
% Fracasada correcto (Sensibilidad)	68,64			69,23			65,09		
% Sana Correcto (Especificidad)	69,35			69,71			72,94		
Global	69,08			69,53			69,98		
Prueba de Hosmer y Lemeshow	0,001			0,135			0,001		

**Tabla 22** Estimación del modelo Probit (Continuación)

Variable independiente	Modelo 4			Modelo 5		
	B	Error Estándar	Sig	B	Error Estándar	Sig
Constante	-1,987	0,214	0,000	-2,662	0,255	0,000
Var3 (Activo corriente – Inventarios) / Activo total	0,917	0,274	0,001	1,382	0,304	0,000
Var5 Pasivo total / Activo total	0,502	0,417	0,229	1,395	0,468	0,003
Var6 Obligaciones financieras / Activo total	1,722	0,323	0,000	1,023	0,352	0,004
Var7 Pasivo corriente / Activo total	0,660	0,347	0,057	0,345	0,368	0,349
Var8 Utilidad operacional / Activo total	1,670	0,694	0,016	1,312	0,776	0,091
Var9 Utilidad neta / Patrimonio	-0,031	0,071	0,663	0,012	0,083	0,882
Var10 Utilidad neta / Activo total	-2,383	0,904	0,008	-2,092	0,984	0,034
Var11 Utilidad operacional / Patrimonio	0,107	0,105	0,308	0,034	0,141	0,809
Var12 Utilidad operacional / Ingresos operacionales	-0,865	0,219	0,000	0,790	0,259	0,002
D1 Agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca	0,279	0,204	0,171	0,409	0,218	0,061
D2 Comercio al por mayor y al por menor			0,000			0,000
D3 Construcción	1,945	0,238	0,000	2,075	0,238	0,000
D4 Explotación de minas y canteras	0,438	0,344	0,203	0,442	0,347	0,203
D5 Industrias Manufactureras	0,656	0,128	0,000	0,952	0,139	0,000
D6 Actividades inmobiliarias	-0,919	0,192	0,000	0,901	0,218	0,000
D7 Otras actividades	-0,120	0,219	0,585	0,155	0,257	0,547
D8 Antioquia y Eje Cafetero	n.i.	n.i.	n.i.	0,176	0,131	0,179
D9 Caribe	n.i.	n.i.	n.i.	1,440	0,210	0,000
D10 Centro	n.i.	n.i.	n.i.			0,000
D11 Oriente	n.i.	n.i.	n.i.	0,616	0,179	0,001
D12 Resto del país	n.i.	n.i.	n.i.	0,635	0,198	0,001
D13 Tamaño	0,121	0,183	0,416	0,227	0,129	0,078
<b>Bondad de ajuste</b>						
Logaritmo de la verosimilitud -2	865,93			789,05		
LR Test	321,62			398,5		
Prob > LR	0,00			0,00		
AIC	1004			831,05		
McFadden R2	0,271			0,336		
<b>Clasificación</b>						
% Fracasada correcto (Sensibilidad)	72,78			73,37		
% Sana Correcto (Especificidad)	76,16			82,26		
Global	74,89			78,91		
Prueba de Hosmer y Lemeshow	0,175			0,503		

**Nota:** • Se estimó con un nivel de confianza del 0,95. • n.i.: variable no incluida en el modelo.

**Fuente:** Elaboración propia.

En el modelo primer modelo se incluyeron las variables financieras, resultando significativas con un nivel de confianza del 0,95, *Pasivo total / Activo total*, *Obligaciones financieras / Activo total*, *Utilidad operacional / Activo total*, *Utilidad neta / Activo total* y *Utilidad operacional / Ingresos operacionales*, logrando una clasificación global del 68,97%, siendo la *prueba de Hosmer y Lemeshow* que indica el grado en que la probabilidad predicha coincide con la observada no es significativa. En el segundo modelo se adiciona la variable *tamaño*, la cual no es relevante para distinguir entre los dos grupos de empresas. En el tercer modelo, se incluyen las variables financieras y las categóricas de *tamaño* y *región*, donde las variables financieras relevantes continúan siendo las presentadas en el primer modelo, además de las variables cualitativas de *región Caribe, Oriente y Resto del País*. El cuarto modelo se calcula introduciendo las variables financieras junto con las variables categóricas de *actividad económica* y *tamaño*; donde con un nivel de significancia del 0,05, se incluyen las variables de *(Activo corriente – Inventarios) / Activo total*, *Obligaciones financieras / Activo total*, *Utilidad operacional / Activo total*, *Utilidad neta / Activo total*, *Utilidad operacional / Ingresos operacionales*, *Construcción*, *Industrias manufactureras* y *Actividades inmobiliarias*.

Finalmente, se calculó el quinto modelo que incluye las variables financieras y todas las variables categóricas. En este modelo se seleccionan con un nivel de significancia del 0,05, las variables *(Activo corriente – Inventarios) Activo total*, *Pasivo total / Activo total*, *Obligaciones financieras / Activo total*, *Utilidad neta / Activo total*, *Utilidad operacional / Ingresos operacionales*, *Construcción*, *Industrias manufactureras*, *Actividades Inmobiliarias*, *Caribe*, *Oriente* y *Resto del País*. Al igual que en el modelo logit, las pruebas de bondad de ajuste muestra que las variables independientes del modelo ajustado tienen realmente efecto sobre la variable dependiente a través de los test de *Logaritmo de la verosimilitud -2*, *LR test* y *Prob > LR*, donde con un resultado del *Prob > LR* de 0,00 se rechaza la hipótesis nula que establece que todos los coeficientes excepto la constante son iguales a cero (0); de igual forma el test de *Mc Fadden R2* que se obtiene resulta ser el mejor en comparación con los cuatro modelos iniciales (33,6%). En tanto que, el porcentaje correcto de clasificación de empresas fracasadas y no fracasadas (73,37% y 82,26%) es más alto en comparación con los otros modelos y el modelo logit; el porcentaje global de clasificación fue del 78,91%, donde la *Prueba de Hosmer y Lemeshow*, indica una buena calibración del modelo.

Al igual que en modelo logit, como la magnitud de los coeficientes no tiene una interpretación directa, excepto el de poder determinar el efecto del aumento o disminución de una variable sobre la probabilidad de fracaso, se procede a calcular los efectos marginales, tomando como base el modelo cinco. Los resultados se presentan en la Tabla 23.

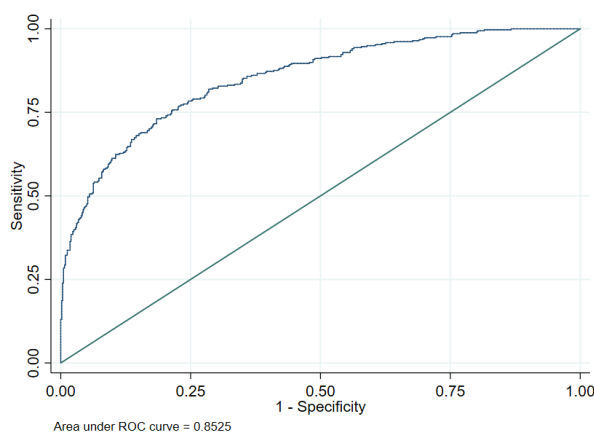
**Tabla 23** *Calculo de efectos marginales – Modelo probit*

<b>Variable independiente</b>	<b>Efecto marginal</b>
(Activo corriente – Inventarios) / Activo total	0,342
Pasivo total / Activo total	0,345
Obligaciones financieras / Activo total	0,253
Utilidad neta / Activo total	-0,518
Utilidad operacional / Ingresos operacionales	-0,196
Construcción	0,514
Industrias Manufactureras	0,239
Actividades Inmobiliarias	-0,223
Caribe	0,357
Oriente	0,153
Resto del país	0,157

Fuente: Elaboración propia

Los resultados obtenidos indican: para la variable *(Activo corriente – Inventarios) / Activo total*, la probabilidad de fracaso es 0,342 puntos porcentuales mayor en empresas con exceso de activo corriente; para las variables *Pasivo total / Activo total* y *Obligaciones financieras / Activo total*, la probabilidad de fracaso es 0,345 y 0,253 puntos porcentuales mayor en empresas con mayores costos de financiación, respectivamente; la *Utilidad neta / Activo total* indica una probabilidad de fracaso menor en -0,518 puntos porcentuales, para aquellas empresas que generan mayores beneficios sobre sus activos totales. Finalmente, la variable *Utilidad operacional / Ingresos operacionales* es de -0,196 puntos porcentuales, indicando que, para empresas con un manejo eficiente de sus operaciones primarias la probabilidad de fracaso disminuye.

Por último se estimó la Curva ROC; al igual que en el modelo logit el poder discriminatorio es bueno (AUROC igual a 0,8525).

**Gráfico 11** Curva ROC – Modelo Probit

Fuente: Elaboración propia

Al comparar los resultados de los dos modelos, se puede observar que estos resultan ser bastante similares. Sin embargo, el primero ha sido usado con mayor frecuencia en los estudios relacionados con el fracaso empresarial, debido a la facilidad de interpretación de los odds ratio. Ahora bien, es preciso indicar que al tener mejores resultados en el test de verosimilitud y clasificación entre grupo de empresas se puede decidir el utilizar el modelo probit.

**Tabla 24** *Comparativo medidas de bondad de ajuste y clasificación*

<b>Medidas</b>	<b>Modelo logit</b>	<b>Modelo probit</b>
<b>Bondad de ajuste</b>		
Logaritmo de verosimilitud -2	805	789
LR Test	398,83	398,5
AIC	831	831
Mc Fadden R2	0,336	0,336
<b>Clasificación</b>		
% Sensibilidad	72,49	73,37
% Especificidad	81,00	82,26
% Global	77,79	78,91

**Fuente:** Elaboración propia.

## Conclusiones

El estudio del fracaso empresarial de las pequeñas y medianas empresas colombianas, es un tema relevante debido a la importancia que tienen en el desarrollo económico y social del país, además de las repercusiones que estas puedan generar sobre los distintos grupos de interés. El poder contar con modelos óptimos para la explicación y pronóstico de la probabilidad de fracaso de dichas empresas, permitirá identificar retos para adoptar y ejecutar políticas que garanticen su supervivencia, además de facilitar la toma de mejores decisiones tanto preventivas como correctivas o de mejora.

Los modelos de elección binaria superan las limitaciones de las técnicas de análisis univariante y análisis discriminante múltiple -MDA, debido a que permiten establecer la probabilidad de ocurrencia del fracaso empresarial a partir de variables financieras y categóricas, empleando el método de máxima verosimilitud que reproduce la matriz de correlaciones observada, de manera que los coeficientes estimados hacen que los resultados sean más confiables al momento de clasificar entre grupo de empresas *“fracasadas y no fracasadas”* (Valencia, 2013), adicionalmente, permiten identificar las variables que discriminan mejor entre los citados grupos, así como, su peso relativo en el resultado.

Aunque, se evidencia el desarrollo de nuevos modelos econométricos aplicados al estudio del fracaso empresarial como los asociados a inteligencia artificial, la complejidad de su sistema impide conocer la importancia que presenta cada variable en el resultado final, además pueden funcionar de manera poco satisfactoria cuando se introducen nuevas empresas, debido a la definición de regiones excesivamente complejas (De Andrés, 2000). Mateos et al. (2011) afirman que: *“(...) estos métodos se destacan por su mayor flexibilidad y por ofrecer mejores resultados en el caso de muestras de pequeño tamaño. No obstante, no está demostrada su superioridad de forma clara con respecto a las otras técnicas analizadas”*. Es así como, se puede decir que los modelos de elección binaria continúan estando vigentes, dada su facilidad de aplicación y buen desempeño cuando se especifican de manera adecuada las variables independientes, permitiendo establecer la probabilidad de que una empresa se encuentre en riesgo de fracaso.

En este trabajo, la aplicación de los modelos de elección binaria logit y probit permitió identificar como las variables que discriminan mejor entre cada grupo de empresas las correspondientes a:

(Activo corriente – Inventarios) / Activo total, Pasivo total / Activo total, Obligaciones financieras / Activo total, Utilidad neta / Activo total, Utilidad operacional / Ingresos operacionales, los sectores de Construcción, Industrias manufactureras, Actividades inmobiliarias, las regiones Caribe, Oriente y Resto del País. Los resultados correspondientes a las variables de carácter financiero están en línea con los obtenidos en trabajos anteriores relacionados con el tema objeto de este trabajo, como los realizados por Romero (2013) y Lizarazo (2018). Pero a diferencia de estudios previos se incluyeron las variables de ubicación geográfica y sector económico, obteniendo nueva evidencia acerca de los factores que sirven para reconocer si una pequeña o mediana empresa se encuentra frente a una situación de fracaso empresarial.

A partir de los resultados obtenidos, se puede decir, que las pequeñas y medianas empresas colombianas que fracasan tienen bajo desempeño en la administración de sus activos corrientes generando una disminución en su rentabilidad asociado a un mayor grado de financiación con recursos de terceros, afectando los resultados del ejercicio, al tiempo que disminuye su liquidez. Esos mayores costos de financiación con recursos de terceros pueden estar vinculados de igual manera al hecho de que estas empresas son consideradas como unidades económicas con un nivel de riesgo importante, hecho que las obliga a recurrir a recursos onerosos. Ahora bien, las empresas que tienen un mejor comportamiento en la generación de utilidades a partir de los recursos propios y en el desarrollo de su objeto social, tienen una probabilidad mayor de continuar funcionando.

Como nueva evidencia, se muestran los resultados en torno de la ubicación geográfica en donde estas empresas desempeñan sus actividades. Con la aplicación de los modelos de elección binaria se establece que las pymes que se ubican en las regiones *Caribe, Oriente y Resto del País*, presentan una mayor probabilidad de fracaso con relación a la región denominada como categoría de referencia, para este trabajo corresponde a la región *Centro*. En contraste la región *Antioquia y Eje Cafetero* no fue relevante al momento de discriminar ente grupo de empresas, en los modelos aplicados, resultados que concuerdan con lo expuesto por el Consejo Privado de Competitividad (2019).

Ahora bien, como lo señala Confecámaras (2017), el desempeño de las empresas se ve influenciado por factores propios del territorio donde se ubican. En este orden de ideas, los resultados obtenidos se verifican con lo reportado en el informe de *Índice Departamental de Competitividad de 2019*, que señala que para los índices de *tamaño de mercado, complejidad del aparato productivo, densidad empresarial, tasa de natalidad empresarial neta e índice de*

*profundización financiera de cartera comercial*, los departamentos con menores resultados corresponden a los identificados por los modelos de elección binaria utilizados en el análisis del fracaso empresarial de las Pymes colombianas. Para el caso de la variable categórica de actividad económica una empresa que pertenezca a los sectores *Construcción o Industrias manufactureras*, tienen una probabilidad de fracaso mayor con relación al sector de *Comercio al por mayor y al por menor* (categoría de referencia). Por el contrario, si la empresa desarrolla su actividad en segmento de *Actividades Inmobiliarias*, su probabilidad de fracaso se ve disminuida. En el apartado de *Análisis de datos y resultados*, se muestran los hallazgos obtenidos para cada uno de los modelos de elección binaria aplicados al pronóstico del fracaso empresarial de las pequeñas y medianas empresas colombianas.

En cuanto a la capacidad de los modelos de elección binaria para pronosticar la probabilidad de fracaso de una empresa se observa como en todos los modelos ejecutados la clasificación global, es decir, el porcentaje de clasificación correcta en cada uno de los grupos definidos al inicio fue superior al 68,97%, obteniendo el mejor resultado en el modelo cinco, en el cual se incluyeron tanto las variables financieras como las variables categóricas de tamaño, sector y localización geográfica. En este modelo se logró una sensibilidad del 72,49% -logit (73,37% -probit), una especificidad del 81,00% -logit (82,26% -probit) y una clasificación global de 77,79% -logit. (78,91% -probit). En los modelos logit y probit se observan resultados similares en cuanto a las variables que entran en el modelo, así como en el análisis de los efectos marginales. Si bien, el modelo logit es el más aplicado en los estudios relacionados con el pronóstico del fracaso empresarial, dada su facilidad de interpretación, el modelo probit muestra mejores resultados en el test de verosimilitud y clasificación entre grupo de empresas, como se presenta en la Tabla 24.

Finalmente, se recomienda a las pequeñas y medianas empresas colombianas, gestionar de mejor manera la administración de los activos corrientes para contar con niveles de liquidez adecuados que les permitan cumplir con las obligaciones de corto plazo. De igual forma, es propicio analizar los costos y gastos operaciones, debido a que los bajos resultados no les permitirían hacer frente a las obligaciones contraídas con terceros y demás gastos necesarios para el desarrollo de sus actividades. Adicionalmente, y de acuerdo con los resultados derivados de aplicar los modelos de elección binaria, se debe asegurar la adopción de políticas públicas dirigidas al apoyo de las Pymes, especialmente a las ubicadas en las regiones Caribe, Oriente y Resto del país (Anexo 1), que presentan menores tasas de tamaño de mercado (interno y externo), sofisticación de la capacidad productiva y tasa de natalidad empresarial, en comparación con otras regiones, y en general facilitar el acceso a la financiación con condiciones competitivas que le permitan tener una

mejor estructura de sus pasivos. Así mismo, resultan relevantes las probabilidades de fracaso de las empresas que pertenecen a los sectores de Construcción y de Manufactura, obtenidas en los modelos de elección binaria, donde se sugiere fortalecer sus ventajas competitivas.

En estudios posteriores, se puede avanzar en la utilización de otras metodologías econométricas que capturen la heterogeneidad no observada entre las empresas incluidas en la muestra, y las tendencias individuales a través del tiempo, al mismo tiempo que permitan modelar la posible heterocedasticidad o correlación entre alternativas.

## Bibliografía

- Acosta, E., & Fernández, F. (2007). Predicción del fracaso empresarial mediante el uso de algoritmos genéticos. X Encuentro de Economía Aplicada, Logroño, (2007) 14-15-16 de junio. Departamento de Economía y Empresa.
- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 589-609.
- Altman, E. (1981). *Financial Handbook*. New York: John Wiley & Sons.
- 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.
- Balcaen, S., & Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 63-93.
- Beaver, W. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 71-111.
- Ben-Akiva, M., & Bolduc, D. (1996). Multinomial probit with a logit kernel and a general parametric specification of the covariance structure. Working paper, Department of Economics, MIT.
- Berrio, D., & Cabeza, L. (2003). Verificación y adaptación del modelo de ALTMAN a la Superintendencia de Sociedades de Colombia. *Pensamiento & Gestión*, 26-51.
- Boyd, J., & Mellman, R. (1980) The effect of fuel economy standards on the U.S. automotive market: An hedonic demand analysis. *Transportation Research Part A: General*, 367-378.
- Brownstone, D., & Train, K. (1999). Forecasting new product penetration with flexible substitution patterns. *Journal of Econometrics*, 109-129.

- Calderón, E. (2016). Evaluación de los modelos de predicción de fracaso empresarial en el sector manufacturero colombiano en los años 2010-2014. Bogotá: Universidad Nacional de Colombia.
- Camacho, G., Salazar, A., & León, C. (2013). Modelo de estimación de quiebra en las empresas colombianas del sector textil y de confección. Bogotá: Colegio de estudios superiores de administración.
- Cardell, N., Dunbar, F., (1980). Measuring the societal impacts of automobile downsizing. *Transportation Research Part A: General*, 423-434.
- Casey, C., McGee, V., & Stickney, C. (1984). Discriminating between reorganized and liquidated firms in bankruptcy. *The Accounting Review*, 249-262.
- 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.
- Charitou, A., Neophytou, E., & Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 465-497
- Confecámaras (2017). Determinantes de la supervivencia empresarial en Colombia. Bogotá. Confecámaras.
- Confecámaras (2016). Nacimiento y supervivencia de las empresas en Colombia. Bogotá. Confecámaras.
- Confecámaras (2018). Nuevos hallazgos de la supervivencia y crecimiento de las empresas en Colombia. Bogotá. Confecámaras.
- Congreso de la República de Colombia. (2000). LEY 590 DE 2000. Diario Oficial No. 44.078 de 12 de julio de 2000. Colombia.
- Congreso de la República de Colombia. (2004). LEY 905 DE 2004. Diario Oficial No. 45.628 de 2 de agosto de 2004. Colombia.
- Correa, A., Acosta, M., & González, A. (2003). La insolvencia empresarial: un análisis empírico para la pequeña y mediana empresa. *Revista de Contabilidad*, 47-79.

- Consejo Privado de Competitividad. (2019). Índice Departamental de Competitividad 2019. Bogotá. Consejo Privado de Competitividad & Score-Universidad del Rosario.
- Deakin, B. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*, 167-179.
- De Andrés, J. (2000). Técnicas de inteligencia artificial aplicadas al análisis de la solvencia empresarial. España: Universidad de Oviedo.
- De Llanos, P., Sánchez, C., & López, M. (2016). Predicción del fracaso empresarial. Una contribución a la síntesis de una teoría mediante el análisis comparativo de distintas técnicas de predicción. *Estudios de Economía*, 163-198.
- Díaz, J., Fernández, A., Sánchez, M., & Hernández, R., (2014). Estructura intelectual del fracaso empresarial. Fundación para el análisis estratégico y el desarrollo de la pequeña y mediana empresa.
- Dietrich, J. (1984). Discussion of methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 83-86.
- Dimitras, A., Zanakis, S., & Zopounidis, C. (1996). A survey of business failure an emphasis on prediction methods and industrial application. *European Journal of Operational Research*, 487-513.
- Dinero. (15 de septiembre de 2016). Pymes contribuyen con más del 80% del empleo en Colombia. Obtenido de: <http://www.dinero.com/edicion-impres/a/caratula/articulo/porcentaje-y-contribucion-de-las-pymes-en-colombia/231854>
- Dini, M., & Stumpo, G. (2018). Mipymes en América Latina: un frágil desempeño y nuevos desafíos para las políticas de fomento. Documentos de Proyectos (LC/TS.2018/75). Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL).
- Ferrando, B. & 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*, XXVII, (95) 499-540.
- García, D., Arqués, A., & Calvo-Flores, A. (1995, enero-marzo). Un modelo discriminante para evaluar el riesgo bancario en los créditos a empresas. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 175-200.

- García, A., & Mures, M. (2013). The sample of firms in business failure prediction models: Influence on classification results. *Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 133-150.
- Goudie, W. (1987). Forecasting corporate failure: The use of discriminant analysis within a disaggregated model of the corporate. *Journal of the Royal Statistical Society*, pp.69-81.
- Hensher, D., & Greene, W. (2003). *The mixed logit model: The state of practice*. Kluwer Academic Publishers, 133-176.
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, M. (2010). *Metodología de la Investigación*. México: McGraw-Hill.
- Jones, S., & Hensher, D. (2004). Predicting firm financial distress: A mixed logit model. *The Accounting Review*, 1011-1038.
- Lennox, C (1999). Identifying failing companies: A re-evaluation of the Logit, Probit and DA approaches. *Journal of economics and business*, 347-364.
- Lizarazo, E. (2017). *Variables financieras de las pequeñas y medianas empresas colombianas que fracasan en comparación con las que sobreviven*. Bogotá: Universidad Nacional de Colombia.
- Lizarraga, F. (1997). Utilidad de la información contable en el proceso de fracaso: análisis del sector industrial de la mediana empresa española. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, XXVI (92) 871-915.
- Lo, A. (1986). Logit versus discriminant analysis: A specification test and application to corporate bankruptcies. *Journal of Econometrics*, 151-178.
- López, E. (2015). *Modelo de predictibilidad de quiebra en las pymes colombianas del sector comercio*. Bogotá: Colegio de estudios superiores de administración.
- López-Roldán, P., & Fachelli, S. (2015). *Metodología de la investigación social cuantitativa*. Primera edición. Universidad Autónoma de Barcelona.
- Manzaneque, M., Banegas, R., & García, D. (2010). Diferentes procesos de fracaso empresarial. Un análisis dinámico a través de la aplicación de técnicas estadísticas clúster. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 67-88.

- Manzaneque, M., García, D., & Banegas, R. (2006). Inestabilidad de los modelos de predicción del fracaso empresarial. Existencia de diferentes niveles de fracaso empresarial. VI jornadas sobre predicción de la insolvencia empresarial. Carmona: AECA.
- Martín, D. (1997). Early warning of bank failure. *Journal of banking and Finance*, 249-276.
- Martínez, O. (2003). Determinantes de fragilidad en las empresas colombianas. Banco de la República de Colombia. Borradores de economía 259, 1-24.
- Martínez, E. (2008). Logit model como modelo de elección discreta: origen y evolución. *Anuario Jurídico y Económico Escurialense*, 469-484.
- Mateos, A., Marín, M., Marí, S., & Seguí, E. (2011). Los modelos de predicción del fracaso empresarial y su aplicabilidad en cooperativas agrarias. *CIRIEC-España, revista de economía pública, social y cooperativa*, 179-208.
- McFadden, D., & Train, K. (2000). Mixed MNL Models for discrete response. *Journal of Applied Econometrics*, 447-470.
- Ministerio de Comercio, Industria y Turismo. (2019). Decreto 957 de junio de 2019. Colombia.
- Montero, A. (2016). Predicción de quiebras empresariales mediante inteligencia artificial. Madrid: Universidad Carlos III de Madrid.
- Mora, A. (1994). Limitaciones metodológicas de los trabajos empíricos sobre la predicción del fracaso empresarial. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 709-732.
- Mures, M., & García, A. (2004). Factores determinantes del fracaso empresarial en Castilla y León. *Revista de economía y empresa*, 95-115.
- Narváez, A. (2010). Análisis de la aplicación de los modelos de predicción de quiebras en Colombia. Cali: Universidad Autónoma de Occidente.
- Nieto, V., Timoté, J., Sánchez, A., & Villareal, S. (2015). La clasificación por tamaño empresarial en Colombia: Historia y limitaciones para una propuesta. Dirección de estudios económicos. Departamento Nacional de Planeación -DANE.

- Odom, M., & Sharda, R. (1992). A neural network model for bankruptcy prediction”, *Neural networks in Finance and Investing*, Probus Publishing, 163-168.
- Ohlson, A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 109-131.
- Pampel, F. (2000). *Logistic Regression. A Primer*. Sage University Papers Series on Quantitative Applications in the Social Sciences.
- Pérez, F., & Fernández, H. (2007). Las redes neuronales y la evaluación del riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*.
- 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*, 205-228.
- Pérez, J., Kizys, R., & Manzanedo, M. (2015). *Regresión logística binaria*. Proyecto e-Math. Bogotá: Universidad Oberta de Catalunya.
- Platt, H., & Platt, M. (2004). Industry-relative ratios revisited: the case of financial distress. Paper presented at the FMA 2004 meeting, New Orleans (USA), 6–9.
- Pozuelo, J., Labatut, G., & Veres, E. (2010). Descriptive analysis of failure processes in microenterprises through multivariate techniques. *Revista europea de dirección y economía de la empresa*, 47-66.
- Ringeling, E. (2004). *Análisis comparativo de modelos de predicción de quiebra y la probabilidad de bancarrota*. Santiago de Chile: Universidad de Chile.
- Romero, F. (2013). Variables financieras determinantes del fracaso empresarial para la pequeña y mediana empresa en Colombia: análisis bajo modelo logit. *Pensamiento y gestión*.
- Romero, F., Melgarejo, Z., & Vera, M. (2015). Fracaso empresarial de las pequeñas y medianas empresas (pymes) en Colombia. *Suma de Negocios*, 29-41.
- Rosillo, J. (2002). Modelo de predicción de quiebras de las empresas colombianas. *INNOVAR, revista de ciencias administrativas y sociales*, 109-124.

- Rubio, M. (2008). Análisis del fracaso empresarial en Andalucía. Especial referencia a la edad de la empresa. Cuadernos de CC.EE, y EE, 35-56.
- Serrano, C., & Martín, B. (1993). Predicción de la quiebra bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales. Revista Española de Financiación y Contabilidad, pp. 153-176.
- Shin, K., & Lee, Y. (2002). A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling. Expert systems with applications, 321-328.
- Scott, J. (1981). The probability of bankruptcy. Journal of banking and Finance, 317-344.
- Superintendencia de Sociedades. (15 de octubre de 2017). Obtenido de [https://www.supersociedades.gov.co/imagenes/Gestion\\_Estadistica/2017/Informes\\_Periodicos\\_Octubre\\_31\\_2017/Reorganizacion\\_Empresarial\\_Validacion\\_Judicial\\_Acumulado\\_31Octubre2017.htm](https://www.supersociedades.gov.co/imagenes/Gestion_Estadistica/2017/Informes_Periodicos_Octubre_31_2017/Reorganizacion_Empresarial_Validacion_Judicial_Acumulado_31Octubre2017.htm)
- Taffler, R. (1982). Forecasting company failure in the UK using discriminant analysis and financial ratio data. Journal of the Royal Statistical Society, 342–358.
- Train, K. (2002). Discrete Choice Methods with Simulation. First edition. Cambridge University Press.
- Tascón, M., & Castaño, F. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: Revisión de la investigación empírica reciente. Revista de contabilidad, 7-58.
- Valencia, S. (2013). El modelo logit mixto para la construcción de un scoring de crédito. Medellín: Universidad Nacional de Colombia.
- Villamil, H. (2004). Modelos multivariados para la predicción de insolvencia empresarial. Una aplicación al caso colombiano. Bogotá: Universidad Piloto de Colombia.
- Zeballos, E. (2003). Micro, pequeñas y medianas empresas en América Latina. Revista de CEPAL, 53-70.
- Zmijewski, M. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. Journal of Accounting Research, 59– 86.

## Anexos

### Anexo 1 Departamentos agregados por regiones

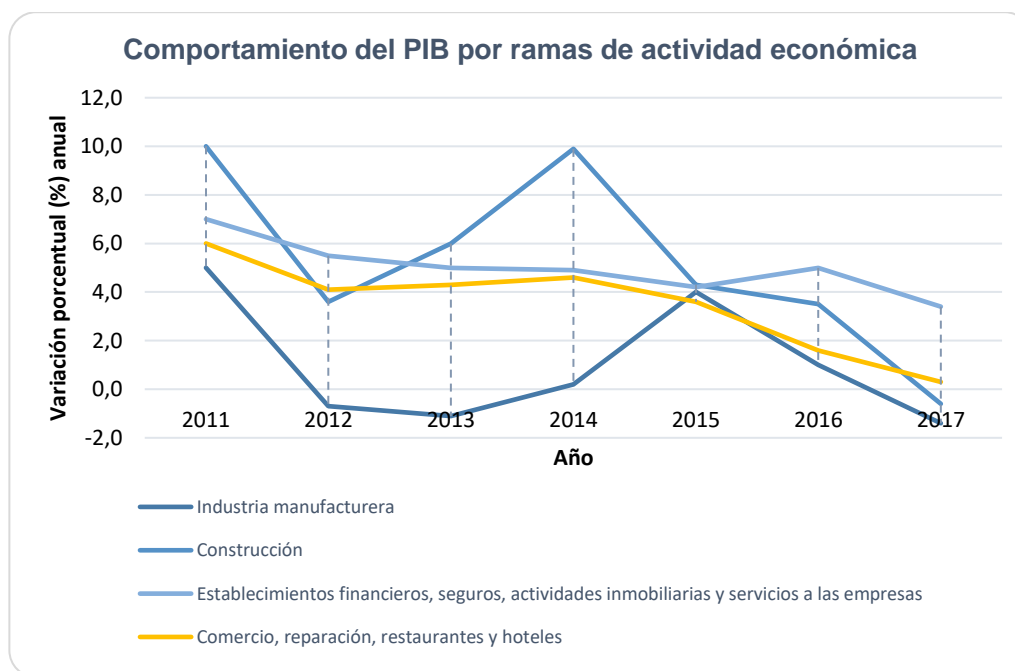
Regiones	Departamento
Antioquia_EjeCafetero	Antioquia
	Caldas
	Quindío
	Risaralda
Caribe	Atlántico
	Bolívar
	Cesar
	Córdoba
	La Guajira
	Magdalena
	San Andrés y Providencia
	Sucre
Centro	Bogotá D.C.
	Cundinamarca
	Huila
	Tolima
Oriente	Arauca
	Boyacá
	Casanare
	Norte De Santander
	Santander
Resto del País	Amazonas
	Caquetá
	Cauca
	Chocó
	Guaviare
	Meta
	Nariño
	Putumayo
	Valle
Vichada	

**Nota:** Elaboración propia a partir de (Confecámaras, 2017)

## Anexo 2 Comportamiento del PIB por ramas de actividad económica

Ramas de actividad económica	Variación porcentual (%) anual						
	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
Agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca	2,4	2,6	2,5	2,3	4,8	2,0	1,0
Explotación de minas y canteras	14,4	5,9	5,6	-0,2	-1,4	-8,2	0,5
Industria manufacturera	5,0	-0,7	-1,1	0,2	4,0	1,0	-1,4
Suministro de electricidad, gas y agua	2,9	3,5	2,1	3,8	4,0	-0,5	2,3
Construcción	10,0	3,6	6,0	9,9	4,3	3,5	-0,6
Comercio, reparación, restaurantes y hoteles	6,0	4,1	4,3	4,6	3,6	1,6	0,3
Transporte, almacenamiento y comunicaciones	6,2	4,0	4,9	4,2	0,5	-0,1	-1,0
Establecimientos financieros, seguros, actividades inmobiliarias y servicios a las empresas	7,0	5,5	5,0	4,9	4,2	5,0	3,4
Actividades de servicios sociales, comunales y personales	2,9	4,9	5,0	5,5	3,4	0,9	3,7
Subtotal valor agregado	6,3	3,9	3,9	4,4	3,2	1,5	1,3
Impuestos menos subvenciones sobre la producción e importaciones	10,9	4,7	5,1	7,8	3,5	2,8	3,9
<b>Producto Interno Bruto</b>	<b>6,6</b>	<b>4,0</b>	<b>4,0</b>	<b>4,6</b>	<b>3,3</b>	<b>1,6</b>	<b>1,6</b>

Fuente: Elaboración propia a partir de (Boletín técnico – Producto Interno Bruto PIB. Dane).



Fuente: Elaboración propia a partir de (Boletín técnico – Producto Interno Bruto PIB. Dane).

**Anexo 3** *Tamaño de mercado (Interno y externo)*

Departamento	Región	Externo	Interno	Promedio
Antioquia	Antioquia_EjeCafetero	30,21	32,65	31,43
Caldas	Antioquia_EjeCafetero	28,55	30,29	29,42
Quindío	Antioquia_EjeCafetero	27,38	29,62	28,50
Risaralda	Antioquia_EjeCafetero	27,83	30,41	29,12
Atlántico	Caribe	29,04	31,47	30,26
Bolívar	Caribe	29,43	31,25	30,34
Cesar	Caribe	29,99	29,99	29,99
Córdoba	Caribe	28,29	30,33	29,31
guajira	Caribe	29,73	29,26	29,50
Magdalena	Caribe	28,42	30,12	29,27
San Andrés	Caribe	22,01	28,02	25,02
Sucre	Caribe	29,04	29,05	29,05
Bogota	Centro	29,67	33,38	31,53
Cundinamarca	Centro	29,41	31,79	30,60
Huila	Centro	27,97	30,30	29,14
Tolima	Centro	26,45	30,67	28,56
Arauca	Oriente	27,29	29,08	28,19
Boyacá	Oriente	27,91	30,87	29,39
Casanare	Oriente	29,11	30,08	29,60
Norte de Santander	Oriente	27,55	30,30	28,93
Santander	Oriente	28,61	31,77	30,19
Amazonas	Resto del País		27,35	27,35
Caquetá	Resto del País	19,35	29,00	24,18
Cauca	Resto del País	27,31	30,50	28,91
Chocó	Resto del País	26,13	28,91	27,52
Guainía	Resto del País	18,30	26,58	22,44
Guaviare	Resto del País	18,84	27,38	23,11
Meta	Resto del País	28,75	31,12	29,94
Nariño	Resto del País	26,50	30,34	28,42
Putumayo	Resto del País	28,85	27,17	28,01
Valle del cauca	Resto del País	29,34	32,25	30,80
Vaupés	Resto del País	20,57	26,35	23,46
Vichada	Resto del País	13,65	27,18	20,42

**Nota:**

Tamaño del mercado externo: Obtenido a partir del logaritmo de las exportaciones de cada departamento.

Tamaño del mercado interno: Obtenido a partir del logaritmo de la suma del PIB y las importaciones (CIF) menos las exportaciones.

**Fuente:** Elaboración propia a partir de (Índice Departamental de Competitividad 2019).

**Anexo 4 Complejidad aparato productivo**

Departamento	Región	Indicador
Antioquia	Antioquia_EjeCafetero	0,87
Caldas	Antioquia_EjeCafetero	0,61
Quindío	Antioquia_EjeCafetero	0,45
Risaralda	Antioquia_EjeCafetero	0,67
Atlántico	Caribe	0,60
Bolívar	Caribe	0,48
Cesar	Caribe	0,28
Córdoba	Caribe	0,30
Guajira	Caribe	0,22
Magdalena	Caribe	0,29
San Andrés	Caribe	0,30
Sucre	Caribe	0,25
Bogotá	Centro	0,93
Cundinamarca	Centro	0,75
Huila	Centro	0,31
Tolima	Centro	0,36
Arauca	Oriente	0,13
Boyacá	Oriente	0,44
Casanare	Oriente	0,27
Norte de Santander	Oriente	0,36
Santander	Oriente	0,47
Amazonas	Resto del País	0,31
Caquetá	Resto del País	0,23
Cauca	Resto del País	0,72
Chocó	Resto del País	0,23
Guainía	Resto del País	0,32
Guaviare	Resto del País	0,15
Meta	Resto del País	0,25
Nariño	Resto del País	0,27
Putumayo	Resto del País	0,18
Valle del cauca	Resto del País	0,77
Vaupés	Resto del País	0,06
Vichada	Resto del País	0,30

**Nota:** Medida de la sofisticación de las capacidades productivas de un lugar basada en la diversidad y la ubicuidad de sus sectores productivos (valor entre 0 y 1, donde 1 es el mejor puntaje).

**Fuente:** Elaboración propia a partir de (Índice Departamental de Competitividad 2019).

**Anexo 5 Densidad empresarial**

Departamento	Región	Indicador
Antioquia	Antioquia_EjeCafetero	9,62
Caldas	Antioquia_EjeCafetero	5,12
Quindío	Antioquia_EjeCafetero	4,95
Risaralda	Antioquia_EjeCafetero	6,87
Atlántico	Caribe	10,48
Bolívar	Caribe	6,15
Cesar	Caribe	3,94
Córdoba	Caribe	2,42
Guajira	Caribe	1,67
Magdalena	Caribe	4,41
San Andrés	Caribe	11,63
Sucre	Caribe	2,84
Bogotá	Centro	22,80
Cundinamarca	Centro	7,21
Huila	Centro	4,26
Tolima	Centro	4,12
Arauca	Oriente	3,71
Boyacá	Oriente	4,51
Casanare	Oriente	8,58
Norte de Santander	Oriente	4,62
Santander	Oriente	8,41
Amazonas	Resto del País	3,23
Caquetá	Resto del País	2,23
Cauca	Resto del País	2,09
Chocó	Resto del País	2,33
Guainía	Resto del País	1,80
Guaviare	Resto del País	2,09
Meta	Resto del País	6,62
Nariño	Resto del País	2,11
Putumayo	Resto del País	3,11
Valle del cauca	Resto del País	8,24
Vaupés	Resto del País	0,89
Vichada	Resto del País	1,53

**Nota:** Sociedades empresariales en el departamento por cada 1.000 habitantes.

**Fuente:** Elaboración propia a partir de (Índice Departamental de Competitividad 2019).

**Anexo 6 Tasa de natalidad empresarial neta**

Departamento	Región	Indicador
Antioquia	Antioquia_EjeCafetero	11,42
Caldas	Antioquia_EjeCafetero	5,81
Quindío	Antioquia_EjeCafetero	8,22
Risaralda	Antioquia_EjeCafetero	7,17
Atlántico	Caribe	16,66
Bolívar	Caribe	10,10
Cesar	Caribe	7,69
Córdoba	Caribe	3,65
Guajira	Caribe	3,93
Magdalena	Caribe	7,61
San Andrés	Caribe	12,73
Sucre	Caribe	4,65
Bogotá	Centro	29,89
Cundinamarca	Centro	10,99
Huila	Centro	5,02
Tolima	Centro	6,02
Arauca	Oriente	4,25
Boyacá	Oriente	6,5
Casanare	Oriente	10,98
Norte de Santander	Oriente	7,34
Santander	Oriente	8,66
Amazonas	Resto del País	4,62
Caquetá	Resto del País	4,37
Cauca	Resto del País	3,20
Chocó	Resto del País	3,82
Guainía	Resto del País	4,44
Guaviare	Resto del País	4,99
Meta	Resto del País	10,28
Nariño	Resto del País	3,08
Putumayo	Resto del País	5,56
Valle del cauca	Resto del País	9,82
Vaupés	Resto del País	2,70
Vichada	Resto del País	1,99

**Nota:** Diferencia entre las sociedades nacientes y las canceladas en el departamento por cada 10.000 habitantes.

**Fuente:** Elaboración propia a partir de (Índice Departamental de Competitividad 2019).

**Anexo 7 Profundización financiera de la cartera comercial**

Departamento	Región	Indicador
Antioquia	Antioquia_EjeCafetero	0,60
Caldas	Antioquia_EjeCafetero	0,34
Quindío	Antioquia_EjeCafetero	0,40
Risaralda	Antioquia_EjeCafetero	0,44
Atlántico	Caribe	0,59
Bolívar	Caribe	0,26
Cesar	Caribe	0,18
Córdoba	Caribe	0,25
Guajira	Caribe	0,10
Magdalena	Caribe	0,31
San Andrés	Caribe	0,26
Sucre	Caribe	0,22
Bogotá	Centro	0,72
Cundinamarca	Centro	0,17
Huila	Centro	0,33
Tolima	Centro	0,33
Arauca	Oriente	0,13
Boyacá	Oriente	0,18
Casanare	Oriente	0,11
Norte de Santander	Oriente	0,33
Santander	Oriente	0,27
Amazonas	Resto del País	0,23
Caquetá	Resto del País	0,32
Cauca	Resto del País	0,15
Choco	Resto del País	0,14
Guainía	Resto del País	0,07
Guaviare	Resto del País	0,22
Meta	Resto del País	0,14
Nariño	Resto del País	0,31
Putumayo	Resto del País	0,16
Valle del cauca	Resto del País	0,43
Vaupés	Resto del País	0,03
Vichada	Resto del País	0,11

**Nota:** Porcentaje de cartera total del departamento con respecto al PIB departamental.

**Fuente:** Elaboración propia a partir de (Índice Departamental de Competitividad 2019).

**Anexo 8 Costo de transporte por departamento a municipio de destino**

Departamento	Región	Indicador
Antioquia	Antioquia_EjeCafetero	25,48
Caldas	Antioquia_EjeCafetero	27,17
Quindío	Antioquia_EjeCafetero	33,40
Risaralda	Antioquia_EjeCafetero	29,39
Atlántico	Caribe	31,22
Bolívar	Caribe	36,15
Cesar	Caribe	19,19
Córdoba	Caribe	23,40
Guajira	Caribe	33,87
Magdalena	Caribe	23,73
San Andrés	Caribe	NA
Sucre	Caribe	21,79
Bogotá	Centro	37,97
Cundinamarca	Centro	23,39
Huila	Centro	25,41
Tolima	Centro	23,07
Arauca	Oriente	25,21
Boyacá	Oriente	20,52
Casanare	Oriente	14,82
Norte de Santander	Oriente	28,44
Santander	Oriente	21,72
Amazonas	Resto del País	NA
Caquetá	Resto del País	46,63
Cauca	Resto del País	25,76
Choco	Resto del País	47,60
Guainía	Resto del País	NA
Guaviare	Resto del País	37,29
Meta	Resto del País	16,83
Nariño	Resto del País	40,77
Putumayo	Resto del País	21,42
Valle del cauca	Resto del País	25,67
Vaupés	Resto del País	NA
Vichada	Resto del País	27,92

**Nota:** Costo de transporte por departamento a municipios destino, ponderado por la carga transportada (dólares por tonelada).

**Fuente:** Elaboración propia a partir de (Índice Departamental de Competitividad 2019).