

**MODELO DE CREDIT SCORING ALTERNATIVA PARA EL ANÁLISIS DE
CRÉDITO DE EMPRESAS PYME DE BOGOTÁ**

Presentado por:

Johana Catherine Pereira Benavides

Diana Carolina Varón Díaz

CESA - Colegio de Estudios Superiores de Administración

Maestría en Finanzas Corporativas

Bogotá

2018

**MODELO DE CREDIT SCORING ALTERNATIVA PARA EL ANÁLISIS DE
CRÉDITO DE EMPRESAS PYME DE BOGOTÁ**

Presentado por:

Johana Catherine Pereira Benavides

Diana Carolina Varón Díaz

Director:

Bernardo León Camacho

CESA - Colegio de Estudios Superiores de Administración

Maestría en Finanzas Corporativas

Bogotá

2018

Contenido

1. Introducción.....	1
2. Estado del Arte	7
2.1. Credit Scoring	8
2.2. Estudios realizados.....	8
3. Marco Teórico	12
3.1. Pymes.....	12
3.2. Riesgo de Crédito.....	13
3.3. Modelo de Credit Scoring.....	14
3.3.1. Análisis de crédito tradicional.....	15
3.3.2. Modelos para el cálculo de probabilidades de incumplimiento	16
3.3.3. Modelo de Z-Score de Altman	16
3.3.4. Modelo Z1 de Altman.	18
3.3.5. Modelo Z ₂ de Altman.	18
3.3.6. Modelos Probit o Logit.	19
3.4. Pruebas Estadísticas.	19
3.5. Modelo de Gordon Springate.....	20
3.6. Modelo de Fulmer.....	21
3.7. Indicadores Financieros.	22
4. Metodología y Análisis de Resultados	27
4.1. Construcción del panel de datos.	27
4.2. Análisis de resultados obtenidos de los modelos aplicados.....	29
4.3. Caracterización de las variables.....	35
5. Conclusiones.....	41
6. Bibliografía.....	46

Índice de ilustraciones

Ilustración 1: Cantidad de Empresas Región Bogotá - Cundinamarca 2017	1
Ilustración 2: Empresas con productos vigentes 2015 - 2017.....	2
Ilustración 3: Factores que impiden otorgar un mayor volumen de microcrédito	3
Ilustración 4: Factores que impiden otorgar un mayor volumen de crédito al sector privado.....	3
Ilustración 5: Resultados modelo Z - Score Altman empresas del sector comercio de Bogotá. ..	29
Ilustración 6: Gráfico de dispersión modelo Z - Score Altman empresas del sector comercio de Bogotá.	30
Ilustración 7: Resultados modelo Z_1 - Score Altman empresas del sector comercio de Bogotá..	31
Ilustración 8: Gráfico de dispersión modelo Z_1 - Score Altman empresas del sector comercio de Bogotá	31
Ilustración 9: Resultados modelo Z_2 - Score Altman empresas del sector comercio de Bogotá. .	32
Ilustración 10: Gráfico de dispersión modelo Z_2 - Score Altman empresas del sector comercio de Bogotá.....	32
Ilustración 11: Resultados modelo Gordon Springate empresas del sector comercio de Bogotá. 33	33
Ilustración 12: Gráfico de dispersión modelo Gordon Springate empresas del sector comercio de Bogotá.	33
Ilustración 13: Resultados modelo Fulmer empresas del sector comercio de Bogotá.....	34
Ilustración 14: Gráfico de dispersión modelo Fulmer empresas del sector comercio de Bogotá. 34	34
Ilustración 15: Distribución Logarítmica normal Crystal Ball – Razón corriente.....	35
Ilustración 16: Distribución Logarítmica normal Crystal Ball Prueba Ácida.....	36
Ilustración 17: Distribución Logarítmica normal Crystal Ball Modelo Fulmer	36
Ilustración 18: Distribución Logística Crystal Ball Capital de Trabajo e Índice de Autonomía Crystal Ball	37
Ilustración 19: Distribución Logística Crystal Ball Modelos Z y Z_1 Altman Crystal Ball.....	37
Ilustración 20: Distribución Logística Crystal Ball Modelos Z_2 Altman y Gordon Springate Crystal Ball	38
Ilustración 21: Distribución Extremo Máximo Crystal Ball – Rotación de cartera.....	38
Ilustración 22: Distribución t de Student Crystal Ball – Rentabilidad sobre activos y patrimonio	39
Ilustración 23: Distribución t de Student Crystal Ball – Rentabilidad sobre ventas e Índice Dupont.....	40
Ilustración 24: Distribución Beta Crystal Ball – Endeudamiento.....	40

Índice de ecuaciones

Ecuación 1: Z - Score de Altman.....	17
Ecuación 2: Z_1 - Score de Altman.....	18
Ecuación 3: Z_2 - Score de Altman.....	18
Ecuación 4: Prueba Chi Cuadrado	20
Ecuación 5: Fórmula modelo Springate.....	20
Ecuación 6: Fórmula Modelo Fulmer	21
Ecuación 7: Razón Corriente	22
Ecuación 8: Prueba Ácida.....	22
Ecuación 9: Capital Neto de Trabajo	22
Ecuación 10: Rotación de cartera	23
Ecuación 11: Rotación de inventarios en empresas comerciales.....	23
Ecuación 12: Rotación de proveedores.....	23
Ecuación 13: Ciclo de Efectivo.....	23
Ecuación 14: Rotación del activo total	24
Ecuación 15: Margen Bruto de Utilidad	24
Ecuación 16: Margen operacional de utilidad	24
Ecuación 17: Margen neto de utilidad	24
Ecuación 18: Rendimiento de patrimonio.....	25
Ecuación 19: Rendimiento del activo total	25
Ecuación 20: EBITDA	25
Ecuación 21: Nivel de endeudamiento	25
Ecuación 22: Concentración de pasivos a corto plazo.....	25
Ecuación 23: Endeudamiento financiero	26
Ecuación 24: Impacto de la carga financiera	26
Ecuación 25: Cobertura de intereses I	26
Ecuación 26: Cobertura de Intereses II.....	26

Índice de tablas

Tabla 1: Ponderaciones Z-Score e interpretación	17
Tabla 2: Ponderaciones Z_1 -Score e interpretación.....	18
Tabla 3: Ponderaciones Z_2 -Score e interpretación.....	19
Tabla 4: Variables modelos Credit Scoring.....	28
Tabla 5: Resultados Modelo Z - Score Altman	29
Tabla 6: Resultados Modelo Z_1 - Score Altman	30
Tabla 7: Resultados Modelo Z_2 - Score Altman	32
Tabla 8: Resultados Modelo Gordon Springate.....	33
Tabla 9: Resultados Modelo Fulmer.....	34
Tabla 10: Resumen variables y modelos Distribución Logística Crystal Ball	37
Tabla 11: Distribución t de Student variables financieras	39
Tabla 12: Resumen aplicación de modelos.....	42
Tabla 13: Resumen Indicadores de Liquidez.....	43
Tabla 14: Resumen Indicadores de Actividad	43
Tabla 15: Resumen indicadores de rentabilidad	44
Tabla 16: Resumen indicadores de endeudamiento.....	44

1. Introducción.

Las relaciones entre empresarios, proveedores y clientes se han transformado con el paso del tiempo a relaciones entre prestamistas y prestatarios. Con este nuevo vínculo y a través de la experiencia por parte del prestamista, surgió la necesidad de generar procesos mediante los cuales se evalúe la viabilidad del otorgamiento de financiación.

Con el fin de iniciar el estudio acerca de los modelos de *Credit Scoring* como herramienta de otorgamiento de crédito, empezaremos por contextualizar el papel que cumple la correcta administración del análisis de crédito en el desempeño de las empresas y cómo ha sido la participación de las instituciones financieras en el otorgamiento de crédito y su comportamiento respecto a los indicadores de calidad de la cartera.

De esta manera, en la presente investigación se contextualizará la situación que se vive en el país, principalmente en la región Bogotá - Cundinamarca, en relación con el otorgamiento de crédito y los modelos financieros y matemáticos, como el *Credit Scoring*, usados para su evaluación.

En la región Bogotá - Cundinamarca existen aproximadamente 728.784 empresas y establecimientos de comercio activos registrados en la Cámara de Comercio de Bogotá de los cuales el 91% de las compañías son microempresas, el 6.5% son pequeñas empresas, el 1.8% son medianas y el 0.7% restante corresponden a grandes empresas (Cámara de Comercio de Bogotá, 2018).

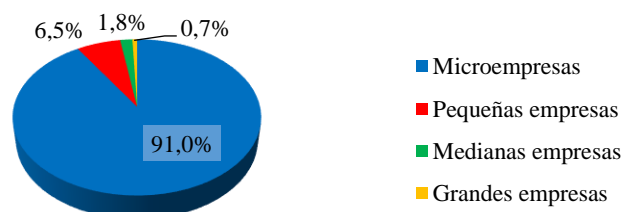


Ilustración 1. Cantidad de Empresas Región Bogotá - Cundinamarca 2017 tomado de (*Cámara de Comercio de Bogotá, 2018*)

La Banca de las Oportunidades en su informe de inclusión financiera a diciembre de 2017 referencia el incremento de la cantidad de empresas que han accedido a algún producto financiero con establecimientos de crédito, esta cifra pasó de 471.386 empresas en 2008 a 776.000 empresas respectivamente en 2017 (Banca de las Oportunidades, 2018, pág. 2); de este total, sólo 569.000 empresas tienen activos sus productos financieros.

A continuación, se resume la cantidad total de compañías con productos vigentes según el tipo de crédito:

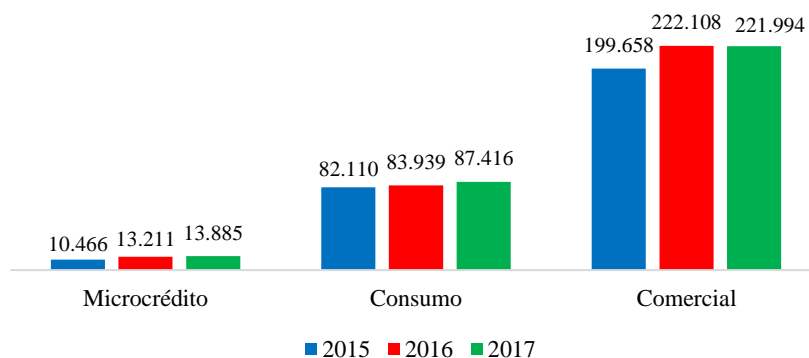


Ilustración 2: Empresas con productos vigentes 2015 - 2017 tomado de (*Banca de las Oportunidades, 2018*)

De acuerdo al Reporte de situación actual del crédito y microcrédito en Colombia realizado por el Banco de la República, durante el cuarto trimestre de 2017, los intermediarios financieros percibieron una menor demanda por nuevos microcréditos, como consecuencia de la continua desaceleración económica. En relación a la administración de los riesgos, se observó que el sector Comercio fue dónde más se implementaron estrategias para la mitigación de impagos, tales como cambios en los scores de crédito y la forma de medir la capacidad de pago de los clientes.

Por otra parte, el volumen de créditos comerciales y microcréditos que se está ofreciendo al sector privado se ha visto disminuido debido a factores tales como los que se presentan en las siguientes gráficas (Banco de la República de Colombia, 2017).

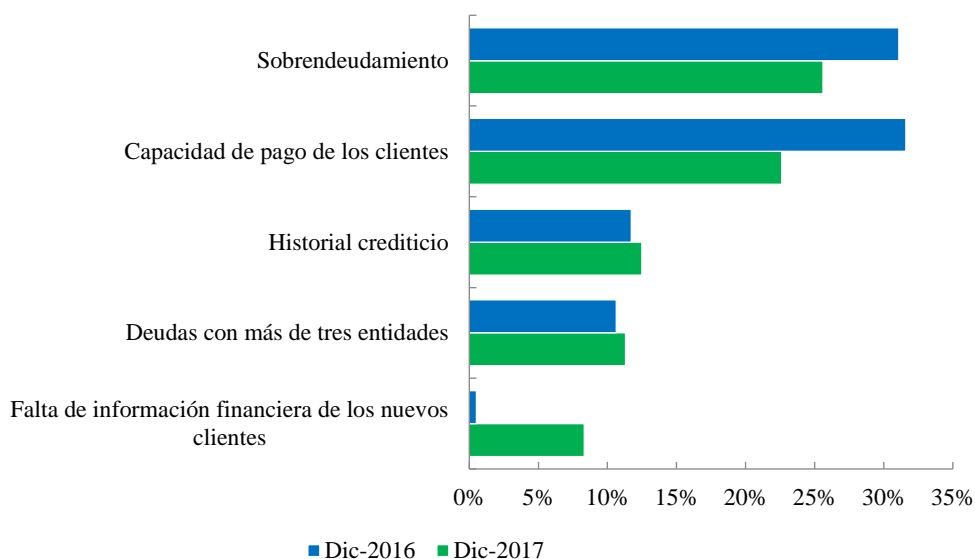


Ilustración 3: Factores que impiden otorgar un mayor volumen de microcrédito, tomado de *(Banco de la República de Colombia, 2017)*

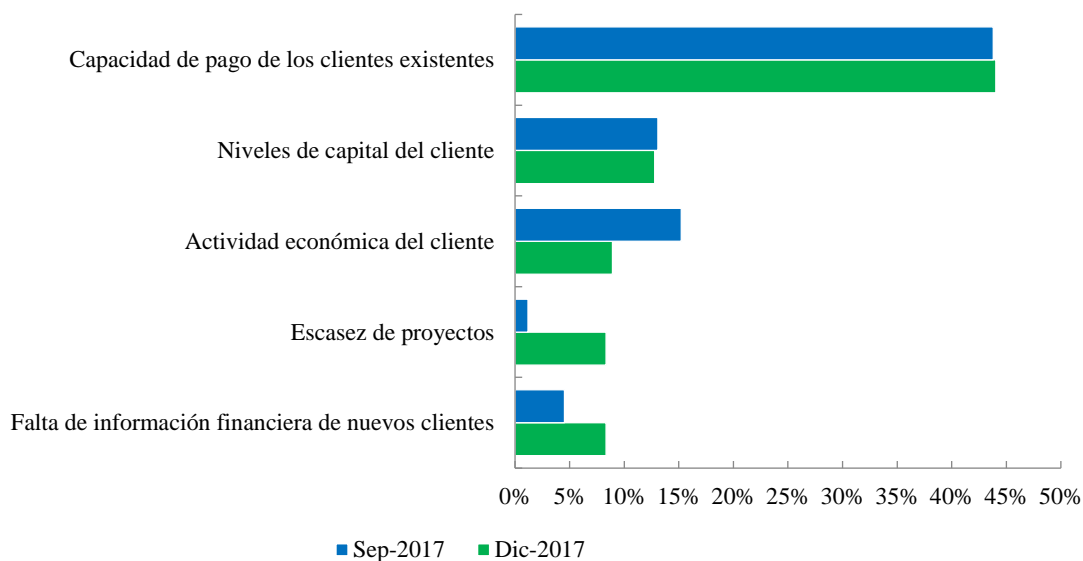


Ilustración 4: Factores que impiden otorgar un mayor volumen de crédito al sector privado, tomado de *(Banco de la República de Colombia, 2017)*

De acuerdo al informe de Actualidad del Sistema Financiero Colombiano del mes de diciembre de 2017, la distribución de la cartera total refleja que el 54,7% corresponde a créditos comerciales, el 28,4% a créditos de consumo, el 14,1% a créditos de vivienda y el 2,8% a microcréditos. Por otra parte, el indicador total de calidad de la cartera se ubicó en 4,33% frente al 3,23% presentado en el mismo mes del año anterior. La cartera comercial presentó un indicador

de cartera vencida de 3.7% y la cartera microcrédito presentó un indicador de 7.73%, presentando este último un incremento real anual del total de su cartera de 3.51% (Superintendencia Financiera de Colombia, 2017, págs. 18 - 21).

Teniendo en cuenta la información presentada sobre el comportamiento de la cartera en el sector financiero, se hace evidente el deterioro de algunos fundamentales de la economía en el último año, reflejándose una dinámica del mercado con altas fluctuaciones e incertidumbre frente al desempeño de las organizaciones, motivo por el cual cobra importancia el fortalecimiento de las políticas y procesos de administración de la cartera, de tal modo que se garantice solidez en sus estados financieros y estabilidad de las organizaciones en el futuro.

De acuerdo a la última Gran Encuesta Pyme publicada por la Asociación Nacional de Instituciones Financieras (Anif) correspondiente al informe de resultados del primer semestre de 2017, teniendo en cuenta tres macrosectores de estudio (servicios, comercio e industria) y 21 subsectores económicos con mayor participación de pequeñas y medianas empresas, la percepción sobre la situación económica general de las Pyme en el segundo semestre de 2017 evidenció deterioro (Asociación Nacional de Instituciones Financieras, 2017).

Para el sector industria en la ciudad de Bogotá, el 40% de las Pymes encuestadas experimentó un deterioro de su situación económica general, incrementándose este porcentaje en 14% frente a la encuesta del mismo periodo del año anterior. De igual manera, en relación a la dinámica de las ventas, el 27% de las Pymes reportaron caídas en este aspecto acompañado de una desaceleración de la demanda y un aumento en los costos de producción, lo cual conllevó a una reducción de los márgenes de ganancia en este sector (Asociación Nacional de Instituciones Financieras, 2017, pág. 6).

En el caso del sector comercio, se evidenció el mayor aumento del porcentaje de empresarios que percibieron una desmejora en su situación económica al ser éste el 43% de la población encuestada. En este mismo sentido, el 51% de los empresarios experimentaron una disminución en las ventas y un aumento en su costo, con un fuerte deterioro en los márgenes de ganancia (Asociación Nacional de Instituciones Financieras, 2017, pág. 13).

El sector servicios por su parte, presentó un comportamiento semejante a los sectores comercio e industria, en donde el 31% de los empresarios encuestados señalaron haber percibido un deterioro en la situación económica y síntoma de desaceleración económica, siendo este porcentaje 4% superior al presentado el año anterior. En relación al volumen de ventas, se redujo en un 12% aproximadamente, sin embargo en cuanto a los costos de operación se evidenció una disminución en este sentido (Asociación Nacional de Instituciones Financieras, 2017, pág. 16).

Respecto a las perspectivas de desempeño económico, a pesar de los mejores resultados presentados en los meses recientes, aún no es claro un fortalecimiento sostenido en materia económica y la confianza de los empresarios para realizar inversiones de mediano y largo plazo no alcanzan niveles óptimos.

En cuanto a los niveles de financiamiento de los empresarios Pyme, el 39% del sector industrial solicitó crédito durante el primer semestre del 2017, en el sector de comercio este porcentaje fue del 43%, mientras que en el sector servicios realizaron solicitudes el 33% de los empresarios. Sin embargo, en el sector de comercio se evidenció el mayor encarecimiento de las tasas de interés, como resultado de la mayor incertidumbre económica en este sector. Por otra parte, en relación a las fuentes alternativas de financiamiento, para el sector industria y comercio la principal alternativa correspondió a los proveedores, seguido de los recursos propios y el factoring (Asociación Nacional de Instituciones Financieras, 2017, pág. 48).

Debido a la incertidumbre del mercado, su volatilidad, el riesgo inherente y la necesidad de las empresas pymes para garantizar la viabilidad de sus negocios, mantener los niveles de competitividad en el mercado y lograr su crecimiento a nivel organizacional, se hace necesario implementar una política de otorgamiento de crédito a sus clientes. Por este motivo, mediante el desarrollo del presente trabajo se evaluarán herramientas de *Credit Scoring* que les permita identificar y medir su riesgo financiero y de crédito.

Dado lo anterior, se explorará e indagará sobre la pregunta de la presente investigación: *¿Cuál es el impacto de implementar herramientas cuantitativas en el análisis de crédito en empresas pymes? El Credit Scoring como alternativa financiera y matemática a este análisis.*

Adicionalmente, se abordará la hipótesis que permitirá identificar a través del modelo financiero y matemático, los niveles de gestión de análisis de crédito como alternativa a las prácticas actuales.

Esta hipótesis se validará mediante la implementación de modelos financieros y matemáticos para empresas pymes del sector comercio de Bogotá, permitiendo el análisis de los principales factores de crédito para cada una de ellas a través de un diagnóstico detallado de sus indicadores financieros.

Con la presente investigación, se pretenderá dar cumplimiento a los siguientes objetivos:

- Indagar sobre las herramientas de análisis de crédito aplicadas en empresas pymes de distintos sectores económicos.
- Identificar los factores crediticios y financieros en las organizaciones pymes del sector comercio de Bogotá.
- Determinar el nivel crediticio de las empresas pymes del sector comercio de Bogotá mediante la evaluación de modelos de Credit Scoring.
- Estimar los indicadores financieros de cada una de las compañías permitiendo el raciocinio de los resultados obtenidos y evaluando su nivel de riesgo e impacto en el mercado.

2. Estado del Arte

El riesgo de crédito de acuerdo a la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC) es definido como la “*posibilidad de que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos, como consecuencia de que un deudor o contraparte incumpla sus obligaciones*” (Superintendencia Financiera de Colombia, 2008). De acuerdo a la Circular Externa 100 de 1995 en el Capítulo II que hace referencia a la gestión del riesgo de crédito, la SFC establece los lineamientos que deben cumplir las entidades vigiladas para el diseño, desarrollo e implementación del Sistema de Administración del Riesgo Crediticio (SARC). Dentro de las pautas que establece, se encuentran el desarrollo de políticas y procesos de administración del riesgo de crédito mediante los cuales las entidades deben evaluar, asumir, calificar, controlar y cubrir su riesgo de crédito (Superintendencia Financiera de Colombia, 2016).

Sin embargo, a pesar de que el cumplimiento de la anterior normatividad sólo es de obligatoriedad para las entidades vigiladas por la SFC que dentro de su objeto social principal se encuentren autorizadas para otorgar crédito, el contar con un SARC dentro de las pymes que como parte del desarrollo de su actividad se hallan visto en la necesidad de otorgar créditos a sus clientes, puede ser una herramienta de utilidad teniendo en cuenta la volatilidad actual de la economía y la vulnerabilidad en la cual se pueden ver involucradas las diferentes compañías dependiendo de la actividad económica que desempeñen.

Dentro de las metodologías utilizadas para una adecuada administración de la calidad de la cartera y sobre todo al momento de realizar una correcta evaluación en el otorgamiento de crédito, desde hace un par de décadas se utilizan modelos de *Credit Scoring* con los cuales se busca estimar la probabilidad de incumplimiento de los deudores, asignándoles un puntaje o score que los categoriza de acuerdo a sus potenciales perfiles de riesgo. De acuerdo a Hand y Henley (1997) el *Credit Scoring* se puede definir como “*métodos estadísticos utilizados para clasificar a los solicitantes de crédito, o incluso a quienes ya son clientes de la entidad evaluadora, entre las clases de riesgo ‘bueno’ y ‘malo’*” (Gutiérrez Girault, 2007, pág. 4).

2.1. Credit Scoring

Con el *Credit Scoring* y mediante un proceso de minería de datos es posible recolectar información importante que permita identificar eficientemente y de manera objetiva, patrones de comportamiento de acuerdo a las variables empleadas en el modelo y de este modo determinar cuáles son los posibles sujetos de crédito que generan menores factores de riesgo en las empresas.

Dentro de las principales metodologías utilizadas para la construcción de modelos de *Credit Scoring* se encuentran las siguientes (Rayo Cantón, Lara Rubio, & Camino Blasco, 2010):

- Modelo Logit y modelo Probit: Son metodologías que permiten calcular la probabilidad de que un individuo pertenezca o no a un determinado grupo clasificatorio establecido previamente, el cual se cataloga teniendo en cuenta el comportamiento de variables independientes características de cada individuo.
- Árboles de decisión: Es una técnica no paramétrica de clasificación binaria que permite separar las observaciones de la muestra categorizándolas en grupos previamente establecidos, combinando características de los modelos univariantes y multivariantes.
- Redes Neuronales Artificiales: Modelos conformados por un conjunto de procesadores simples interconectados por nodos los cuales se organizan permitiendo el procesamiento de la información.
- Análisis discriminante: Es una técnica estadística multivariante que permite estudiar el comportamiento de un conjunto de variables independientes, con el objetivo de clasificarlas en una serie de grupos previamente determinados y excluyentes.

2.2. Estudios realizados

Entre los estudios desarrollados sobre *Credit Scoring* destacamos por su pertinencia sobre la presente investigación, el trabajo realizado por W. Scott Frame, Aruna Srinivasan y Lynn Woosley en el documento, *The Effect of Credit Scoring on Small - Business Lending*. Este trabajo evalúa el efecto del *Credit Scoring* en préstamos para pequeñas empresas por parte de entidades bancarias

de Estados Unidos encontrando que este modelo está asociado con un aumento del 8.4% sobre los préstamos para pequeñas empresas.

Adicionalmente, esta investigación mediante la metodología aplicada, permitió evidenciar las características específicas de los tipos de empresa, sus imperfecciones y las posibles ventajas o limitaciones para acceder a financiación externa. Según este estudio, para los analistas el historial crediticio de un prestatario, permite predecir el posible reembolso de una financiación dada la información relacionada con su compañía, lo que evidencia una perspectiva de sus finanzas (Frame, Srinivasan, & Woosley, *The Effect of Credit Scoring on Small-Business Lending*, 2016, págs. 3 - 4). De igual manera, este modelo y su aplicación cuantitativa les permitió poder evaluar tres temas específicos: interacción entre prestamista y prestatario, costo de la financiación y disponibilidad del crédito.

Por otra parte, se encuentra la investigación *Credit Scoring and Its Effects on the Availability and Affordability of Credit*, publicado por Robert B. Avery, Kenneth P. Brevoort y Glenn B. Canner, en donde evalúan los efectos del *Credit Scoring* sobre la disponibilidad y asequibilidad de crédito. En relación al acceso al crédito, se encontró que estos modelos permiten valorar de forma rápida y económica el riesgo de crédito aumentando la consistencia y objetividad para su evaluación, disminuyendo la posibilidad de que las decisiones sobre el otorgamiento se vean influenciadas por características personales (Avery, Brevoort, & Canner, 2016).

En el artículo *Un Modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II*, los autores enfocan su investigación en estimar la probabilidad de impago de créditos potenciales antes de ser desembolsados, calculando la prima de riesgo, pérdidas esperadas e inesperadas, tasa de interés según el cliente y rentabilidad según el riesgo para los mismos. El desarrollo de su modelo se orienta a la entidad Edpyme Proempresa encargada de otorgar créditos a micro y pequeñas empresas en Perú; contextualizan sobre limitaciones encontradas tanto el historial del crédito e información y profundizan en los antecedentes, diseño y aplicación del Credit Scoring y posibles oportunidades de investigación (Rayo Cantón, Lara Rubio, & Camino Blasco, 2010).

En Colombia, autores como (Ortega Gutiérrez, Martínez Gil, & Valencia Botero, 2010) hacen una contextualización en el modelo Z – Score de Edward Altman en el cual se enfocaron para el diseño del modelo de calificación crediticia aplicado para la compañía HB Fuller Colombia Ltda. Dichos autores profundizan en la medición del riesgo mediante el análisis discriminante, que en 1968 incentivó Altman y que tenía como fin identificar la relación lineal entre indicadores financieros permitiendo clasificar a las compañías según su probabilidad de no pago; esta clasificación se realiza mediante el análisis de cinco ratios y coeficientes o pesos asignados a cada una de las variables:

- Capital de trabajo / activos totales,
- Utilidades retenidas / activos totales,
- Utilidades retenidas antes de intereses e impuestos / activos totales,
- Valor en libros del patrimonio / Valor pasivos totales,
- Ventas / activos totales,

Los autores implementaron criterios de mejoramiento al modelo discriminante aplicado y del cual surgieron limitaciones causadas por posibles cambios en rubros de la información financiera de la compañía evaluada y la no consideración de variables externas que pueden influir en la capacidad de pago de los terceros (Ortega Gutiérrez, Martínez Gil, & Valencia Botero, 2010, pág. 3), limitaciones que son comunes al aplicar el modelo Z Score de Altman. La propuesta de los autores se enfocó en el análisis de las variables mediante el uso del coeficiente de Correlación de Canónica permitiendo la medición de desviaciones obtenidas al evaluar las puntuaciones de distintos grupos y valores de la función discriminante y, mediante el análisis del criterio Lambda las desviaciones de los datos respecto a la media del grupo versus las desviaciones de todos los datos con relación a la media de los mismos.

Según el documento: *Construcción de un modelo de scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera*, los autores hacen una contextualización sobre el score de crédito, antecedentes, regulación bancaria que rige el sistema financiero colombiano y todo lo asociado con el riesgo de crédito. A su vez, construyen un modelo de score estadístico basado en el análisis discriminante el cual es aplicado a una entidad cooperativa financiera; se llevó a cabo

el análisis de 20 variables teniendo en cuenta los registros de 24.786 clientes: oficina, categoría, monto, garantía, reestructurado, edad, ocupación, nivel educativo, entre otros (Ochoa, Galeano, & Agudelo, 2010, pág. 10). Respecto a esta investigación se pudo validar la importancia de la regulación, organización y control con el fin de mitigar riesgos que puedan impactar a las compañías; de manera general, el modelo propuesto contribuye a aminorar la exposición de las entidades financieras al riesgo de cartera garantizando la seguridad de este tipo de entidades en el mercado.

Teniendo en cuenta las anteriores metodologías y estudios previos realizados, se seleccionará la mejor alternativa que pueda predecir la probabilidad de incumplimiento de las empresas en función de variables cuantitativas tales como los flujos de caja, la rentabilidad, niveles de apalancamiento, entre otras razones financieras.

3. Marco Teórico

Con el fin de valorar el riesgo crediticio al que se está expuesto, el sector financiero y de manera general las compañías, le han dado importancia al término *Credit Scoring* para minimizar el riesgo de cartera no recuperada lo que usualmente genera pérdidas en las mismas. A continuación, se realizará una contextualización sobre temas relacionados con el *Credit Scoring* en empresas pymes, conceptos que servirán para poder dimensionar y desarrollar el objeto del presente estudio:

3.1.Pymes

Según el artículo 2° de la ley 905 de 2004 el concepto de pymes se define de la siguiente manera: *“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”* (Ministerio de Industria y Comercio, 2004, págs. 1 - 2).

Teniendo en cuenta que en la presente investigación se tendrá como objeto de estudio las empresas pymes, es importante dimensionar las características de las mismas:

- Pequeña empresa: Son aquellas que cuentan con una planta de personal entre 11 y 50 trabajadores y sus activos totales ascienden a un valor entre 501 y menos de 5.000 salarios mínimos mensuales legales vigentes.
- Mediana empresa: Este tipo de compañías cuentan con una planta de personal entre 51 y 200 trabajadores y sus activos totales ascienden a un valor entre 5.001 a 30.000 salarios mínimos legales vigentes.

Dadas las características anteriores, las empresas pymes se pueden considerar como un conjunto de negocios que lo conforman grupos familiares o personas independientes que deciden emprender o representan organizaciones con rendimientos o ingresos delimitados (Bravo, Maldonado, & Weber, 2016).

3.2. Riesgo de Crédito

El riesgo “*es la parte inevitable de cualquier proceso que implique tomar decisiones y para el caso específico de las finanzas se asocia con pérdidas potenciales que se pueden presentar en un portafolio de inversiones en una cartera debidamente conformada y se asocian con la probabilidad de una pérdida en el futuro*” (Rosillo Corchuelo & Martínez Aldana, 2004, pág. 15). Dada la definición anterior, cuando se ejecutan las actividades para cumplir con el objeto social de cualquier organización, se reflejan riesgos que pueden traer consecuencias para la misma. A partir de esto, se analizará el riesgo crediticio, el cual será oportuno para poder cumplir con la propuesta de valor reflejada en la presente investigación.

El riesgo crediticio es uno de los principales riesgos en los que puede llegar a incurrir una organización; según la Superintendencia Financiera de Colombia, éste se puede definir como: “*La posibilidad de que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos, como consecuencia de que sus deudores fallen en el cumplimiento oportuno o cumplan imperfectamente los términos acordados en los contratos de crédito. Toda la cartera de créditos está expuesta a este riesgo, en mayor o menor medida*” (Superintendencia Financiera de Colombia, 2002, pág. 1). O tal como lo define (De Lara Haro, 2011, pág. 16), “*el riesgo crediticio es la pérdida potencial a causa del incumplimiento de la contraparte en una operación que incluye un compromiso de pago*”.

La Superintendencia Financiera de Colombia documenta adicionalmente los criterios para evaluar el riesgo crediticio, los cuales deben ser contemplados por las compañías supervisadas, para gestionarlos de manera permanente. A continuación, se describen algunas de las principales variables (Superintendencia Financiera de Colombia, 2002, págs. 2-4):

- Capacidad de pago. Es indispensable que las compañías evalúen el perfil de sus clientes con el fin de mitigar la cartera morosa o el no recaudo de la misma. Será de gran importancia poder analizar:

- ✓ Estados financieros.
 - ✓ Solvencia del posible deudor.
 - ✓ Estudio de crédito del cliente.
 - ✓ Otros posibles riesgos que se puedan llegar a incurrir con el cliente.
- Garantías. En dado caso de que se otorgue algún tipo de crédito, se recomienda poder exigir garantías que permitan poder “asegurar” el dinero que se está concediendo; esto permitirá poder generar y disponer de provisiones para el futuro.

3.3. Modelo de Credit Scoring

Cuando se habla de *Credit Scoring* se tiene en cuenta el historial de pagos y se analiza la información pasada para realizar pronósticos futuros (Ochoa, Galeano, & Agudelo, 2010). Tal como lo exponen los autores en el artículo de la Universidad de Antioquia, en los modelos de *Credit Scoring* se debe realizar una evaluación exhaustiva de los créditos que han sido asignados en el pasado para poder analizar el perfil de riesgo y de esta manera otorgar nuevos créditos.

Otros autores refieren a este tipo de modelos como “*algoritmos que de manera automática evalúan el riesgo de crédito de un solicitante de financiamiento o del alguien que ya es cliente de la compañía*” (Gutiérrez Girault, 2007). Adicionalmente, estos procesos permiten tener un enfoque en el nivel de incumplimiento que una persona natural o jurídica pueda tener con la cartera que haya sido otorgada.

Tal como se referenció anteriormente, existen diferentes metodologías para desarrollar un modelo de *Credit Scoring* entre las cuales se destacan: el análisis discriminante, regresión lineal, regresión logística, modelos probit, modelos logit, métodos no paramétricos de suavizado, métodos de programación matemática, modelos basados en cadenas de Markov, algoritmos de particionamiento recursivo (árboles de decisión), sistemas expertos, algoritmos genéticos, redes neuronales y, finalmente, el juicio humano, es decir, la decisión de un analista acerca de otorgar un crédito o no. (Gutiérrez Girault, 2007, pág. 6). Las anteriores metodologías proporcionan importantes herramientas de juicio que contribuyen a garantizar una efectiva toma de decisiones y a la minimización de los riesgos que conllevan la aprobación de los créditos.

Las entidades financieras han optado por el diseño de modelos que les han permitido medir la exposición al riesgo en las compañías. A continuación, se realizará una revisión de las diferentes alternativas que se utilizan en el sistema:

3.3.1. Análisis de crédito tradicional.

Cuando se evalúa de manera habitual los riesgos de las organizaciones, se analizan los siguientes aspectos del solicitante (De Lara Haro, 2011, pág. 163):

- **Conocer.** Tiene que ver con la comprensión y conocimiento de la información del cliente, evaluándose la solvencia moral y reputacional y su capacidad para cumplir con los compromisos adquiridos.
- **Capacidad.** Tal como se indicó anteriormente, se debe analizar la capacidad de pago del posible cliente, esto se debe hacer mediante un análisis financiero de los principales indicadores del cliente.
- **Capital.** Esto permitirá conocer de qué manera contribuyen los accionistas de la compañía al momento de asumir este tipo de riesgos y por ende, su capacidad de endeudamiento; tal como lo refleja el autor en el presente capítulo, *“cuando la compañía tiene altos niveles de apalancamiento aumenta la probabilidad de bancarrota de la compañía”* (De Lara Haro, 2011, pág. 165).
- **Colateral.** Hace referencia a las garantías o seguros que pueden utilizarse como amparo al crédito que se otorgue. En dado caso de incumplimiento, el valor de la garantía podrá recuperar la pérdida que se pueda llegar a tener por este mismo efecto.
- **Condiciones cíclicas.** Permite determinar la exposición al riesgo por causa de los ciclos económicos que acontezcan en la sociedad y de los cuales algunas compañías son dependientes.

Es importante destacar que estos métodos tradicionales de análisis de crédito en la actualidad están en un proceso de combinación con otros modelos estadísticos que han garantizado una efectiva revisión del perfil de crédito de clientes.

3.3.2. Modelos para el cálculo de probabilidades de incumplimiento.

Los modelos para medir las probabilidades de incumplimiento son los siguientes:

- Modelos econométricos. Están conformados por el análisis discriminante lineal, modelo de Altman y por los modelos Logit y Probit, los cuales permiten determinar probabilidades de incumplimiento de pago mediante el análisis de razones financieras, indicadores y variables externas (De Lara Haro, 2011, pág. 168).
- Redes neuronales artificiales. Metodología no paramétrica del Credit Scoring (Rayo Cantón, Lara Rubio, & Camino Blasco, 2010, pág. 4); intenta imitar el proceso de aprendizaje humano simulando una red de neuronas interconectadas entre sí, garantizando la toma de “decisiones educadas”, de la misma manera como lo puede hacer un ser humano (De Lara Haro, 2011, pág. 169). Está conformado por nodos, los cuales tienen información de entrada que son características relacionadas con las operaciones de crédito y de salida que hace referencia a la variable: “no pago del crédito”.

3.3.3. Modelo de Z-Score de Altman.

Tal como lo expone el autor, este modelo se construye a través de razones financieras que se combinan linealmente con el fin de obtener una calificación (Z-Score) discriminando de esta manera las empresas que cumplen con sus compromisos de las que incumplen y mediante el uso del análisis discriminante, como técnica estadística multivariada, diferencia qué compañías podrían estar en quiebra y cuáles no (De Lara Haro, 2011, pág. 169).

Este análisis permite evaluar la fortaleza financiera de las compañías considerando y evaluando las siguientes variables: activos corrientes, activos totales, ventas netas, gastos financieros, pasivos totales, pasivos corrientes, valor de mercado, utilidad antes de impuestos y por último, utilidades retenidas (León Valdés, 2018, pág. 24).

Con las variables anteriormente relacionadas, se derivaron las siguientes ecuaciones requeridas para el cálculo del indicador Z Score:

- $X_1 = (AC - PC) / AT$: en este cálculo se analizan los activos líquidos de la firma versus activos totales y se conoce como capital neto de trabajo.

- $X_2 = (UR / AT)$: permite evaluar las políticas a largo plazo que implementan las compañías respecto a la retención de utilidades.
- $X_3 = (UAI + IN) / AT$: es el factor más importante dado que evalúa la utilidad de las compañías lo que permite el fortalecimiento financiero de cualquier organización; adicionalmente, los gastos financieros se analizan junto a las utilidades debido a que este costo no disminuye la rentabilidad de la empresa.
- $X_4 = (VM / PT)$: esta variable indica la posibilidad de que las firmas puedan llegar a sufrir una decadencia en el valor de los activos; el valor de mercado puede llegar a ser sustituido por el resultado del patrimonio contable registrado, siendo éste considerado en algunas oportunidades cercano al valor comercial.
- $X_5 = VN / AT$: variable significativa dado que evalúa la generación de las ventas que son generadas por la inversión total de la compañía y que son representadas por sus activos.

Una vez calculadas las anteriores variables, se procede a obtener el valor para el Z Score, teniendo en cuenta la siguiente formula:

Ecuación 1: Z - Score de Altman

$$Z = 1,2 (X1) + 1,4 (X2) + 3,3 (X3) + 0,6 (X4) + 1,0 (X5)$$

Y consiguiendo como resultado, variables que consideran lo siguiente:

Tabla 1: Ponderaciones Z-Score e interpretación

Z – Score	Interpretación
Mayor o igual a 3,0	La compañía no tendrá problemas de solvencia en el corto y mediano plazo, aunque pueden presentarse factores que puedan ocasionar cambios en su gestión y resultados.
Entre 2,7 y 2,99	Señala alguna seguridad relativa, pero se sitúa dentro de un área de observación (área gris) y está debajo del umbral de más alta seguridad.
Entre 1,82 y 2,7	Probablemente puedan presentarse algunos problemas financieros en un lapso de dos años. Este es el intervalo más bajo del área gris y exige tomar medidas drásticas para evitar la quiebra o insolvencia total
Menos de 1,81	Indica que la empresa prácticamente incurrirá en quiebra. Normalmente una firma no recupera su solvencia si se encuentra con un resultado así.

Nota. Tomado y adaptado de (León Valdés, 2018, pág. 25). Ponderaciones Z – Score e interpretación.

3.3.4. Modelo Z1 de Altman.

Respecto al modelo anterior, éste fue diseñado para ser aplicado a cualquier tipo de empresas y no solo a industriales del subsector manufacturero inscritas en bolsa. En esta nueva versión se trabajó en los factores integrantes de la cuarta variable en donde se modifica el valor del mercado por el valor patrimonial o capital contable y la ponderación del índice en la ecuación final, tal como se describe a continuación:

Ecuación 2: Z₁ - Score de Altman

$$Z_1 = 0,717 (X_1) + 0,847 (X_2) + 3,107 (X_3) + 0,420 (X_4) + 0,998 (X_5)$$

Tabla 2: Ponderaciones Z₁-Score e interpretación

Z₁ – Score	Interpretación
Mayor o igual a 2,9	Probablemente no se presentarán problemas de solvencia en el corto y mediano plazo.
Entre 1,24 y 2,89	Zona gris, donde se puede evidenciar alguna probabilidad de quiebra.
Menos de 1,23	Se puede evidenciar una alta probabilidad de quiebra.

Nota. Tomado y adaptado de (León Valdés, 2018, pág. 26). Ponderaciones Z₁ – Score e interpretación.

3.3.5. Modelo Z₂ de Altman.

Debido a que en empresas manufactureras se maneja una alta rotación de activos en comparación con empresas del sector comercio o de servicios lo que da una mayor relevancia y significancia a la variable X5, para este nuevo modelo se elimina dicho factor, quedando la fórmula de la siguiente manera:

Ecuación 3: Z₂ - Score de Altman

$$Z_2 = 6,56 (X_1) + 3,26 (X_2) + 6,72 (X_3) + 1,05 (X_4)$$

Tabla 3: Ponderaciones Z₂-Score e interpretación

Z₂ – Score	Interpretación
Mayor o igual a 2,6	Probablemente no se presentarán problemas de solvencia en el corto y mediano plazo.
Entre 1,11 y 2,59	Zona gris, donde se puede evidenciar alguna probabilidad de quiebra.
Menos de 1,10	Alta probabilidad de quiebra.

Nota. Tomado y adaptado de (León Valdés, 2018, pág. 27). Ponderaciones Z₂ – Score e interpretación.

3.3.6. Modelos Probit o Logit.

Con este método de análisis de riesgo se puede determinar la probabilidad de que los atributos de los prestatarios pertenezcan a un grupo explícito y, por ende, pueda explicar el incumplimiento que se pueda llegar a tener afectando de esta manera su calificación de riesgo.

Los modelos de elección cualitativa asumen que la probabilidad de incumplimiento es una función lineal de razones financieras que evalúan el nivel de capital contable, apalancamiento financiero, liquidez y otros factores que definen el perfil crediticio de un prestatario (De Lara Haro, 2011, pág. 171). A continuación, se detalla el modelo: $P_i = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + \dots + a_nx_n = a_0 + \sum a_ix_i$

3.4.Pruebas Estadísticas.

Prueba Kolmogorov – Smirnov. Esta prueba de bondad de ajuste permite discrepar la hipótesis nula en la distribución de la variable que se ajusta a una distribución teórica de probabilidad adaptándose de una manera más efectiva a la evaluación de variables cuantitativas. Esta prueba compara dos tipos de funciones una empírica $F(X_1)$ que se obtiene organizando valores de manera ascendente; y, una función de distribución teórica $F_0(X_1)$ obtenida por la distribución concreta propuesta en la hipótesis establecida (Universidad Carlos III de Madrid, 2018, pág. 12).

Prueba Anderson – Darling. Esta prueba de bondad permite facilitar la detección de diferencia de cuadrados entre distribuciones brindando mayor importancia a los datos que se

obtienen en las colas de las distribuciones (Pedrosa Correo, Juarros-Basterretxea Correo, & Eduardo, 2014, pág. 5).

Prueba Chi Cuadrado. Este método estadístico permite dimensionar si la distribución de una variable categórica es semejante o no a una determinada distribución teórica permitiendo comparar las frecuencias observadas (n_1) con las esperadas, en dado caso, que ésta fuera propuesta en la hipótesis nula (m_1) (Universidad Carlos III de Madrid, 2018, pág. 2):

Ecuación 4: Prueba Chi Cuadrado

$$X^2 = \sum_i \frac{(n_1 - m_1)^2}{m_1}$$

3.5. Modelo de Gordon Springate.

Modelo desarrollado por Gordon LV Springate quien aplicó los conocimientos obtenidos por parte de Altman. El autor realizó un análisis estadístico permitiéndole seleccionar cuatro de diez y nueve razones financieras para hacer el respectivo análisis entre empresas con insolvencia y las que tenían resultados positivos en su negocio (Ramírez Díaz & Parra Penagos, 2011, pág. 18).

En este modelo, tal como se definió anteriormente, se identificaron 4 variables que permite calcular el nivel de insolvencia de las compañías ($Z < 0,862$).

La fórmula para calcular el nivel de insolvencia y que fue aplicada por Springate es (Ruiz Cotrino, 2015):

Ecuación 5: Fórmula modelo Springate

$$Z = 1,03A + 3,07B + 0,66C + 0,40D$$

Dónde:

A = Capital de trabajo / activo total.

B = Utilidad neta antes de intereses e impuestos / Activo total.

C = Utilidad neta antes de impuestos / Pasivo circulante.

$D = \text{Ventas} / \text{activo total}.$

Si el resultado de Z es inferior a 0.862 puede considerarse la compañía como insolvente (León Valdés, 2018, pág. 28).

3.6. Modelo de Fulmer.

Este modelo fue desarrollado en 1984 por Fulmer, quien evaluó información de 40 indicadores financieros de compañías; resultando de este análisis, 9 razones financieras ponderadas en donde se maneja la siguiente ecuación (Ruiz Cotrino, 2015):

Ecuación 6: Fórmula Modelo Fulmer

$$H = 5,528 (X1) + 0,212 (X2) + 0,073 (X3) + 1,270 (X4) - 0,120 (X5) \\ + 2,335 (X6) + 0,575 (X7) + 1,083 (X8) + 0,894 (X9) - 6,075$$

Dónde:

$X_1 = \text{Utilidades retenidas} / \text{Activo total}.$

$X_2 = \text{Ventas} / \text{Activo total}.$

$X_3 = \text{Utilidades antes de impuestos} / \text{Capital Contable}.$

$X_4 = \text{Flujo de caja} / \text{Pasivo total}.$

$X_5 = \text{Deuda} / \text{Activo total}.$

$X_6 = \text{Pasivo circulante} / \text{Activo total}.$

$X_7 = \text{Activo total tangible}.$

$X_8 = \text{Capital de trabajo} / \text{pasivo total}.$

$X_9 = \text{Log Utilidad operativa} / \text{Gastos financieros}.$

Los resultados de este modelo se pueden explicar de la siguiente manera: si H es menor que 0, se considera que la compañía es insolvente; de lo contrario y entre más alto sea el número positivo obtenido se afirma que la compañía en aspectos financieros, tiene una mayor solidez.

3.7.Indicadores Financieros.

Como se indicó anteriormente, para poder evaluar mediante los modelos de *Credit Scoring* la situación de riesgo de clientes de las compañías, es necesario identificar los indicadores que permiten realizar la revisión y análisis de la información financiera de los mismos. Los principales indicadores financieros que se evaluarán son los siguientes:

Indicadores de Liquidez. Hace referencia a la capacidad que se tiene para asumir las obligaciones de corto plazo que ha adquirido la compañía (Anaya Ortiz, 2011, págs. 173 - 183). Dentro de este grupo de indicadores se destacan:

- Razón Corriente. Relacionada con la capacidad de pago de la empresa a través de sus activos corrientes, para asumir sus obligaciones financieras en el corto plazo.

Ecuación 7: Razón Corriente

$$\text{Razón Corriente} = \frac{\text{Activo Corriente}}{\text{Pasivo Corriente}}$$

- Prueba Ácida. Es la capacidad de la empresa para cancelar sus obligaciones corrientes, sin tener en cuenta saldos de efectivo, cuentas por cobrar, inversiones temporales u otros activos de fácil liquidación que puedan existir en la compañía, diferentes a los inventarios.

Ecuación 8: Prueba Ácida

$$\text{Prueba Ácida} = \frac{\text{Activo Corriente} - \text{Inventarios}}{\text{Pasivo Corriente}}$$

- Capital Neto de Trabajo. Este indicador permite, después de haber cancelado los pasivos corrientes, reflejar el valor de la compañía permitiendo de esta manera la toma de decisiones.

Ecuación 9: Capital Neto de Trabajo

$$\text{Capital Neto de Trabajo} = \text{Activo Corriente} - \text{Pasivo Corriente}$$

Indicadores de Actividad. Estos indicadores miden la eficiencia y uso de los recursos, en especial los activos operacionales teniendo en cuenta la velocidad con la cual se recupera el dinero invertido. De esta manera, no es apropiado mantener en la compañía activos improductivos que influyen de manera negativa en este tipo de indicadores (Anaya Ortíz, 2011, págs. 193 - 209):

- Rotación de cartera. Permite conocer el tiempo que tarda un negocio en recaudar sus cuentas por cobrar.

Ecuación 10: Rotación de cartera

$$\text{Rotación de cartera} = \frac{\text{Cuentas por cobrar promedio} * 365 \text{ días}}{\text{Ventas a crédito}}$$

- Rotación de inventarios. Este indicador varía dependiendo del tipo de empresa que se esté evaluando; a continuación, se detallan las formulas correspondientes para cada una de ellas:

Ecuación 11: Rotación de inventarios en empresas comerciales

$$\text{Rotación de inventario de mercancías} = \frac{\text{Inventario promedio} * 365 \text{ días}}{\text{Costo de la mercancía vendida}}$$

- Rotación de proveedores. Este indicador brinda información sobre la cantidad en días en que la compañía paga sus cuentas a los proveedores.

Ecuación 12: Rotación de proveedores

$$\text{Rotación de proveedores} = \frac{\text{Cuentas por pagar promedio} * 365 \text{ días}}{\text{Compras a crédito del período}}$$

- Ciclo de efectivo. Representa la capacidad que tiene la empresa para producir efectivo. Indica el número de días con el cual una empresa financia su operación con recursos costosos diferentes a los créditos otorgados por los proveedores. (Anaya Ortíz, 2011, pág. 205).

Ecuación 13: Ciclo de Efectivo

$$\text{Ciclo efectivo} = (\text{Rotación de cartera} + \text{rotación de inventarios totales}) \\ - \text{Rotación de proveedores}$$

- Rotación del activo total. Este indicador evalúa la eficiencia de la empresa para producir ventas con la utilización de sus activos.

Ecuación 14: Rotación del activo total

$$\text{Rotación del activo total} = \frac{\text{Ventas}}{\text{Activo total promedio}}$$

Indicadores de rentabilidad. Tal como se describe en (Anaya Ortíz, 2011, págs. 222 - 230), este tipo de indicadores permiten medir la efectividad de la administración de los costos y gastos de la compañía con el fin de transformar las ventas en posibles utilidades.

- Margen bruto de utilidad. Este indicador hace referencia a la generación de utilidad bruta por concepto de las ventas.

Ecuación 15: Margen Bruto de Utilidad

$$\text{Margen bruto de utilidad} = \frac{\text{Utilidad bruta}}{\text{Ventas netas}}$$

- Margen operacional de utilidad. Utilidad operacional de la compañía teniendo en cuenta las ventas netas.

Ecuación 16: Margen operacional de utilidad

$$\text{Margen operacional de utilidad} = \frac{\text{Utilidad operacional}}{\text{Ventas netas}}$$

- Margen neto de utilidad. Evalúa la utilidad neta obtenida después de descontar los costos, gastos operacionales y no operacionales.

Ecuación 17: Margen neto de utilidad

$$\text{Margen neto de utilidad} = \frac{\text{Utilidad neta}}{\text{Ventas netas}}$$

- Rendimiento del patrimonio. Porcentaje de utilidad que los propietarios de la compañía ganan por la inversión que tienen sobre la misma.

Ecuación 18: Rendimiento de patrimonio

$$\text{Rendimiento de patrimonio} = \frac{\text{Utilidad neta}}{\text{Patrimonio Promedio}}$$

- Rendimiento del activo total. Indica el porcentaje que representa la utilidad neta obtenida por cada peso de activo total invertido.

Ecuación 19: Rendimiento del activo total

$$\text{Rendimiento del activo total} = \frac{\text{Utilidad neta}}{\text{Activo total promedio}}$$

- EBITDA. Este indicador refleja el valor de la utilidad operacional de la compañía en términos de efectivo.

Ecuación 20: EBITDA

$$\text{Ebitda} = \text{Utilidad operacional} + \text{gasto de depreciación} + \text{gasto por amortización}$$

Indicadores de endeudamiento. Permiten analizar cómo participan los acreedores dentro del proceso de financiación de la compañía. (Anaya Ortiz, 2011, págs. 252 - 270).

- Nivel de endeudamiento. Brinda el porcentaje de participación de los acreedores al interior de la empresa.

Ecuación 21: Nivel de endeudamiento

$$\text{Nivel de endeudamiento} = \frac{\text{Total Pasivo}}{\text{Total activo}}$$

- Concentración de pasivos a corto plazo. Establece el porcentaje de pasivos que tienen vencimiento en menos de un año.

Ecuación 22: Concentración de pasivos a corto plazo

$$\text{Concentración de pasivos en el corto plazo} = \frac{\text{Pasivo corriente}}{\text{Pasivo total}}$$

- Endeudamiento financiero. Permite conocer el porcentaje de pasivos totales en los que incurrió la compañía con entidades financieras.

Ecuación 23: Endeudamiento financiero

$$\text{Endeudamiento financiero} = \frac{\text{Obligaciones financieras promedio}}{\text{Ventas}}$$

- Impacto de la carga financiera. Mide y establece el porcentaje de las ventas que es consumido por los gastos financieros relacionados con la deuda de la compañía. (Anaya Ortíz, 2011, pág. 259)

Ecuación 24: Impacto de la carga financiera

$$\text{Impacto de la carga financiera} = \frac{\text{Gastos financieros}}{\text{Ventas}}$$

- Cobertura de Intereses I. Permite establecer cómo influyen los gastos financieros sobre las utilidades de la compañía.

Ecuación 25: Cobertura de intereses I

$$\text{Cobertura de intereses} = \frac{\text{Utilidad operacional}}{\text{Gastos financieros}}$$

- Cobertura de Intereses II. Relación entre el EBITDA (vista en términos de efectivo) y los gastos financieros del negocio.

Ecuación 26: Cobertura de Intereses II

$$\text{Cobertura de Intereses II} = \frac{\text{Ebitda}}{\text{Gastos financieros}}$$

4. Metodología y Análisis de Resultados

4.1. Construcción del panel de datos.

En este capítulo se sustenta la metodología de trabajo implementada para cumplir con el objetivo de la presente investigación, la cual parte de la indagación de variables que sirven como insumo para el diseño del modelo, profundizando en el cómo, porqué y para qué de la elección de la muestra seleccionada, características y limitaciones encontradas.

De acuerdo al estudio de la literatura relacionada con este tema y descrita en capítulos anteriores, como fuente de información principal para la evaluación de los modelos de *Credit Scoring* es requerido el análisis de los datos financieros de las compañías y características propias de otorgamiento de crédito permitiendo la evaluación y valoración del análisis de crédito. Por lo anterior, se analizarán las siguientes variables:

- Tipo de organización.
- Sector.
- Valor de activos, pasivos, patrimonio e ingresos.
- Utilidades
- Valor de cuentas por cobrar.
- Índices de recaudo de cartera.

El sistema financiero incorpora en su gestión modelos en donde evalúan el perfil de cada uno de sus clientes con el fin de mitigar principalmente el riesgo crediticio. Teniendo en cuenta lo anterior, se propuso la presente investigación con el fin de aplicar modelos de *Credit Scoring* para empresas pymes del sector comercio al por mayor de Bogotá, permitiendo el perfilamiento y evaluación de manera más objetiva a sus indicadores financieros.

Como parte del desarrollo de la presente investigación, inicialmente se tomó la información de los estados financieros (balance, estado de ganancias y pérdidas, flujo de caja e indicadores financieros) de las empresas del sector comercio al por mayor de la ciudad de Bogotá, que

presentaran activos entre 521 y 28.306 SMLV. Dicha información fue tomada de la base de datos de BPR – Benchmark.

Después de realizar la depuración de la base de datos, se obtuvo información financiera para 964 empresas en un periodo de 5 años, entre 2012 y 2016, de esta manera se construyó una matriz con las variables de los estados financieros que mejor explican la situación financiera de las empresas y se construyeron los principales indicadores de liquidez, rentabilidad y endeudamiento (Anexo 1 – Hoja de cálculo Bogotá VF), lo que permitió obtener un diagnóstico más acertado de la calidad financiera de las empresas.

A continuación, se relacionan las variables que fueron insumo para el cálculo de indicadores y modelos respectivos en el panel de datos, el cual se anexa al presente trabajo:

Tabla 4: Variables modelos Credit Scoring

Variables	Modelo Z Score Altman	Modelo Z ₁ Score Altman	Modelo Z ₂ Score Altman	Gordon Springate	Fulmer
Capital de Trabajo / Activos Totales	x	x	x	x	
Utilidades retenidas / activos totales	x	x	x		x
(Utilidades retenidas antes de intereses e impuestos + Gastos Financieros) / activos totales	x				
Valor en libros del patrimonio / Valor pasivos totales	x	x	x		
Ventas / activos totales	x	x	x	x	x
Utilidad neta antes de impuestos / Pasivo circulante				x	
Utilidades antes de impuestos / Capital contable					x
Flujo de caja / Pasivo total					x
Deuda / Activo total					x
Pasivo circulante / Activo total					x
Activo total tangible					x
Capital de trabajo / Pasivo total					x
Log Utilidad operativa / Gastos financieros					x

Fuente: Construcción propia.

4.2. Análisis de resultados obtenidos de los modelos aplicados.

Tal como se describió anteriormente, en el panel de datos (Anexo 1 – Hoja de cálculo Modelos y Gráficas) se identificaron variables financieras con el fin de hacer los cálculos de cinco modelos, que permitieron identificar el nivel de solvencia de las compañías para los años evaluados. El lector visualizará a continuación, los principales resultados:

Durante los períodos evaluados (2012 – 2016) y según la información financiera de las compañías evaluadas, se puede observar que en promedio el 51% de las empresas presentaron una baja probabilidad de quiebra, mientras que el 18% promedio tuvo una elevada posibilidad de incurrir en temas de insolvencia; el 31% restante se encuentra categorizada en la denominada “zona gris” que puede indicar el área de observación en que se pueden encontrar las compañías analizadas con posibles riesgos asociados.

Tabla 5: Resultados Modelo Z - Score Altman

Z - SCORE ALTMAN					
	2012	2013	2014	2015	2016
Baja probabilidad	497	470	495	483	514
Zona Gris	306	334	293	294	280
Alta probabilidad	161	160	176	187	170

Fuente: Construcción propia

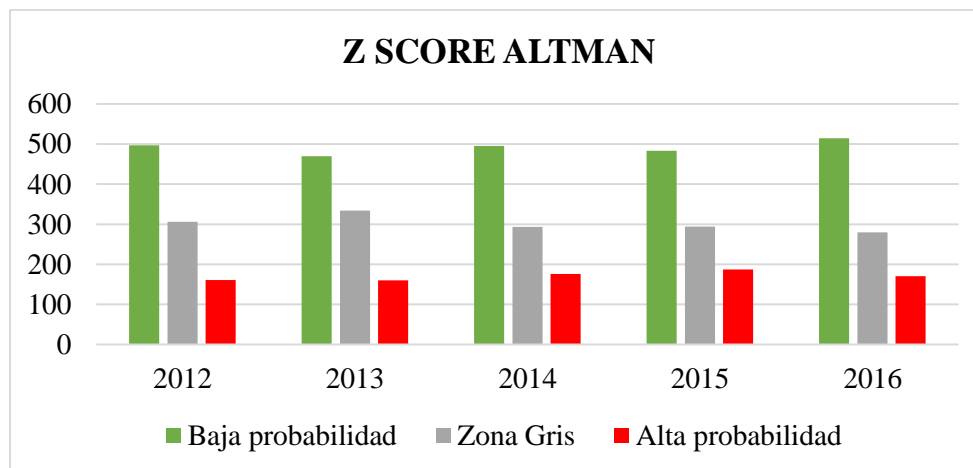


Ilustración 5: Resultados modelo Z - Score Altman empresas del sector comercio de Bogotá.

Construcción propia

En la ilustración 6 se puede observar la dispersión de los resultados obtenidos en la aplicación del modelo:

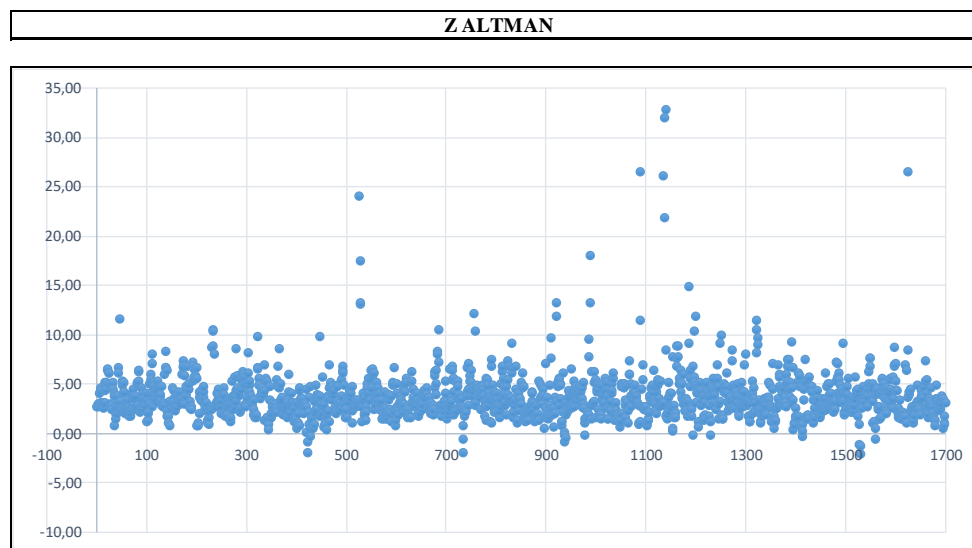


Ilustración 6: Gráfico de dispersión modelo Z - Score Altman empresas del sector comercio de Bogotá. Construcción propia tomado de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

Con relación al modelo Z_1 Score Altman, para el mismo período de tiempo evaluado, se puede observar que en promedio el 39% de las empresas presentaron una baja probabilidad de quiebra, mientras que el 11% promedio tuvo una alta posibilidad de incurrir en temas de insolvencia; al aplicar este modelo, se puede evidenciar que en promedio el 50% de las compañías se encuentran en una posibilidad de poder llegar a incurrir en pérdidas organizacionales, encontrándose en el “límite” establecido por el autor del modelo.

Tabla 6: Resultados Modelo Z_1 - Score Altman

	Z_1 - SCORE ALTMAN				
	2012	2013	2014	2015	2016
Baja probabilidad	392	377	374	356	371
Zona Gris	489	492	480	493	470
Alta probabilidad	83	95	110	115	123

Fuente: Construcción propia

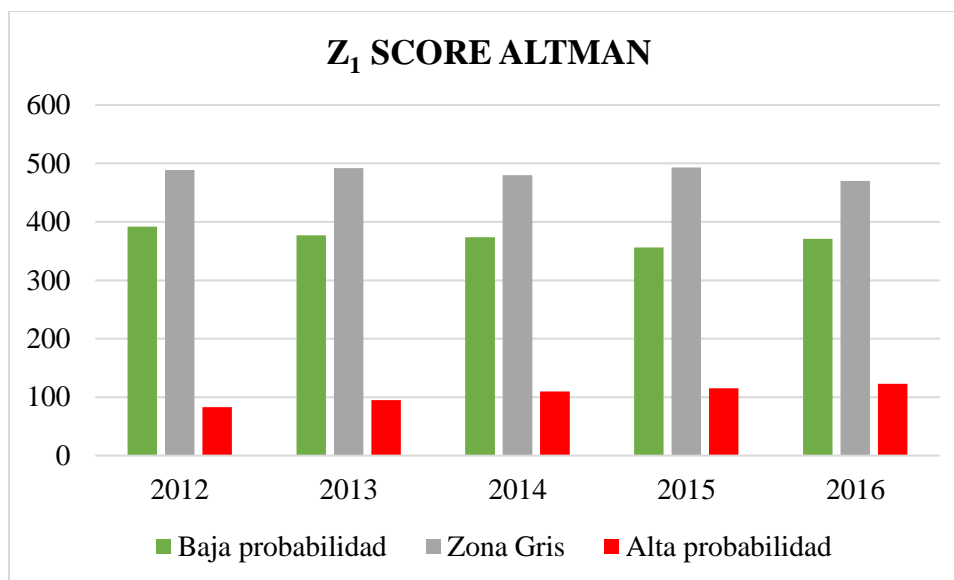


Ilustración 7: Resultados modelo Z₁ - Score Altman empresas del sector comercio de Bogotá.
Construcción propia

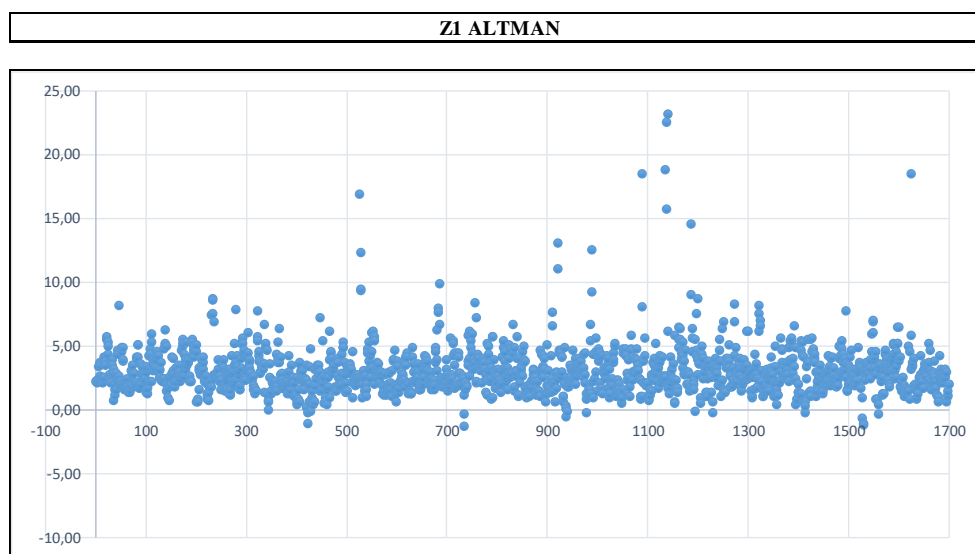


Ilustración 8: Gráfico de dispersión modelo Z₁ - Score Altman empresas del sector comercio de Bogotá. Construcción propia tomado de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

Respecto al modelo Z₂ Score Altman, se puede estimar que en promedio el 71% de las empresas no presentarán problemas de solvencia en el corto y largo plazo, mientras que el 13% promedio tuvo una alta posibilidad de incurrir en temas de quiebra; finalmente, se puede evidenciar que, en promedio el 16% de las compañías se encuentran en una posibilidad de poder llegar a incurrir en riesgos relacionados con insolvencia empresarial.

Tabla 7: Resultados Modelo Z_2 - Score Altman

Z_2 - SCORE ALTMAN					
	2012	2013	2014	2015	2016
Baja probabilidad	682	692	689	676	695
Zona Gris	162	156	137	150	151
Alta probabilidad	120	116	138	138	118

Fuente: Construcción propia

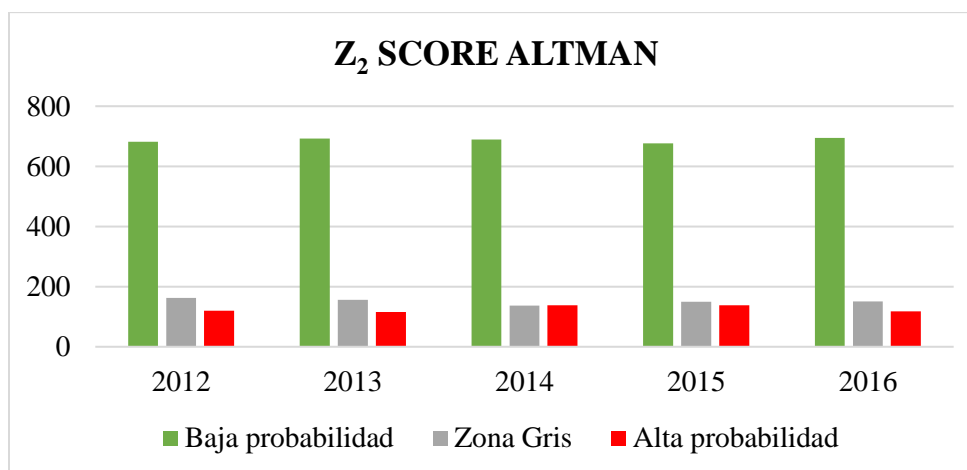


Ilustración 9: Resultados modelo Z_2 - Score Altman empresas del sector comercio de Bogotá.

Construcción propia

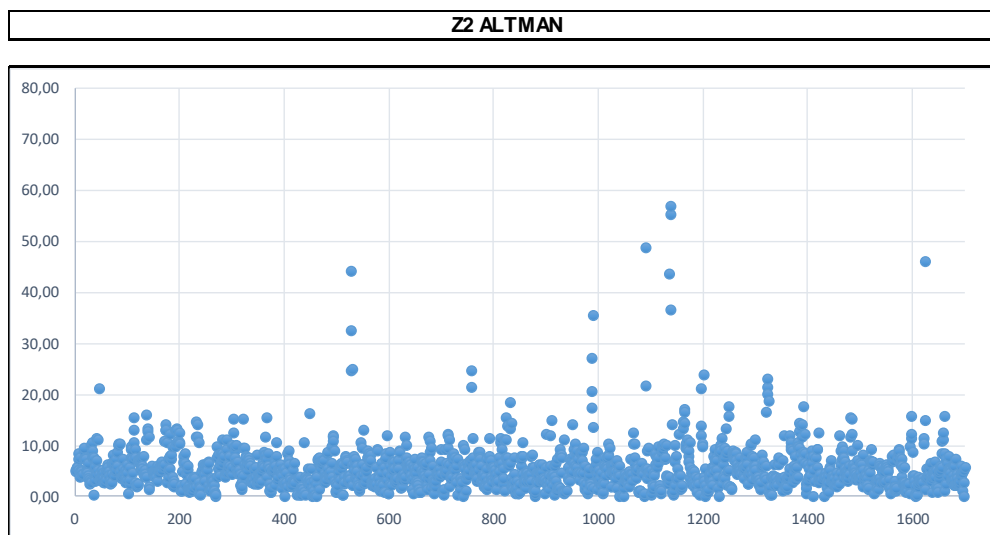


Ilustración 10: Gráfico de dispersión modelo Z_2 - Score Altman empresas del sector comercio de Bogotá. Construcción propia tomado de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

Al estimar el modelo Gordon Springate, se concluye que en promedio el 90% de las empresas presentaron niveles de solvencia organizacional en comparación al 10% de las compañías que reflejaron insolvencia, según la información financiera obtenida para este período de tiempo.

Tabla 8: Resultados Modelo Gordon Springate

GORDON SPRINGATE					
	2012	2013	2014	2015	2016
Solvente	888	885	895	888	797
Insolvente	76	79	69	76	167

Fuente: Construcción propia

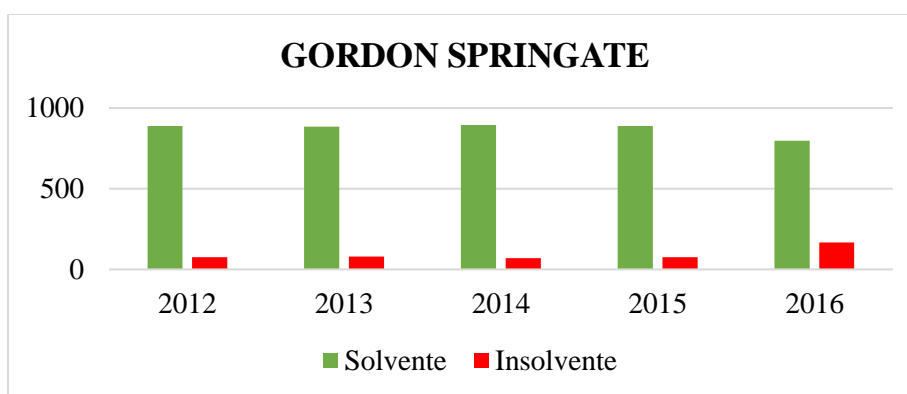


Ilustración 11: Resultados modelo Gordon Springate empresas del sector comercio de Bogotá.

Construcción propia

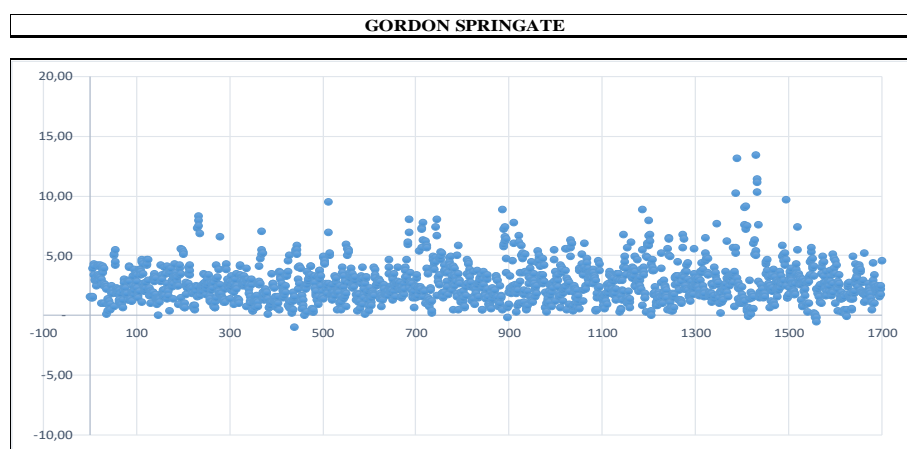


Ilustración 12: Gráfico de dispersión modelo Gordon Springate empresas del sector comercio de Bogotá. Construcción propia tomado de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

En cuanto a los resultados obtenidos en la aplicación del modelo Fulmer, el 96% de las compañías presentaron solidez en sus estados financieros y el 4% restante, insolvencia empresarial.

Tabla 9: Resultados Modelo Fulmer

FULMER					
	2012	2013	2014	2015	2016
Solvente	928	884	905	953	934
Insolvente	36	80	59	11	30

Fuente: Construcción propia

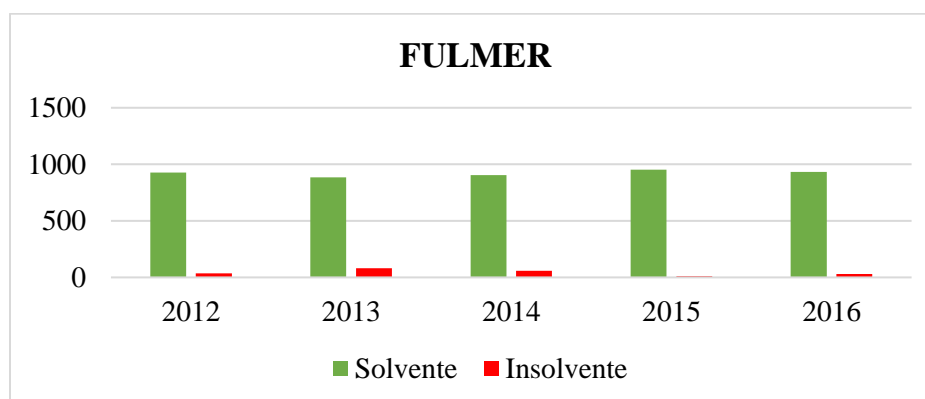


Ilustración 13: Resultados modelo Fulmer empresas del sector comercio de Bogotá.

Construcción propia

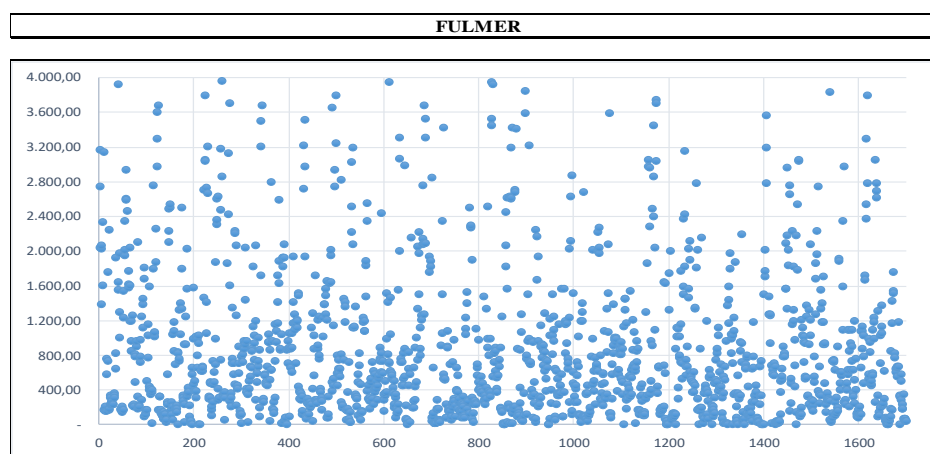


Ilustración 14: Gráfico de dispersión modelo Fulmer empresas del sector comercio de Bogotá.

Construcción propia tomado de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

4.3. Caracterización de las variables.

Teniendo en cuenta el panel de datos definido para el presente proyecto, se procedió con la caracterización de variables, lo cual se llevó a cabo con las pruebas de bondad de ajuste estándar: Anderson - Darling, Chi - Cuadrado y Kolmogorov - Smirnov relacionadas en Crystal Ball y con las cuales se procedió a realizar las respectivas simulaciones.

En el Anexo 1 – Hojas de cálculo Bogotá con variables y Caracterización Crystal Ball) se presentan las simulaciones realizadas por medio de Crystal Ball en donde se evidencian las distribuciones de probabilidad obtenidas de las variables financieras seleccionadas.

- La razón corriente obtuvo una distribución logarítmica normal, en donde se determinó que su media está en el punto 2,45 y la desviación 1,87 y su muestra de manera general, obtuvo un valor inferior a este, pero con sesgo positivo.

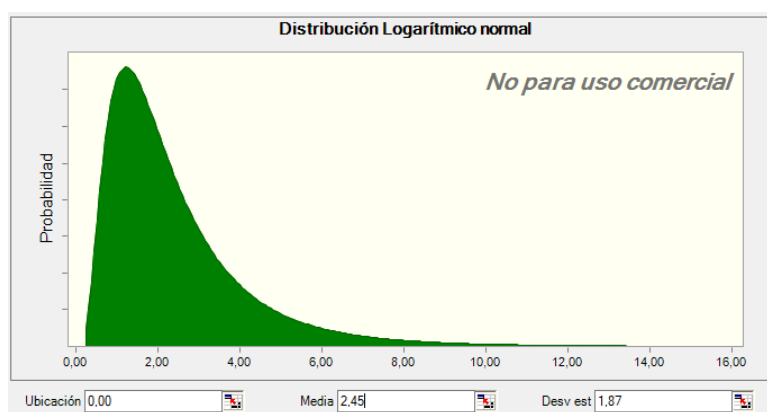


Ilustración 15: Distribución Logarítmica normal Crystal Ball – Razón corriente tomado de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

- Lo mismo ocurre con la prueba ácida, su ubicación se dio en -0.08 , su media en 1.76 y desviación 1.70 , pero su sesgo está en el margen positivo.

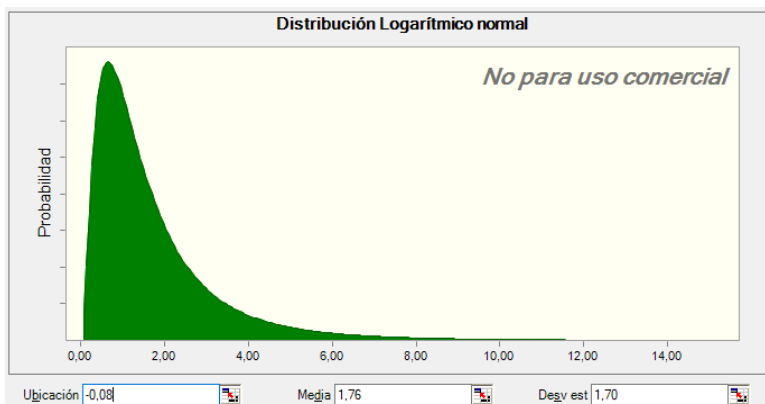


Ilustración 16: Distribución Logarítmica normal Crystal Ball Prueba Ácida tomado de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

- Respecto al Modelo de Fulmer, éste obtiene una ubicación de -63.89 , una media de $1.084,25$ y una desviación de $1.872,96$.

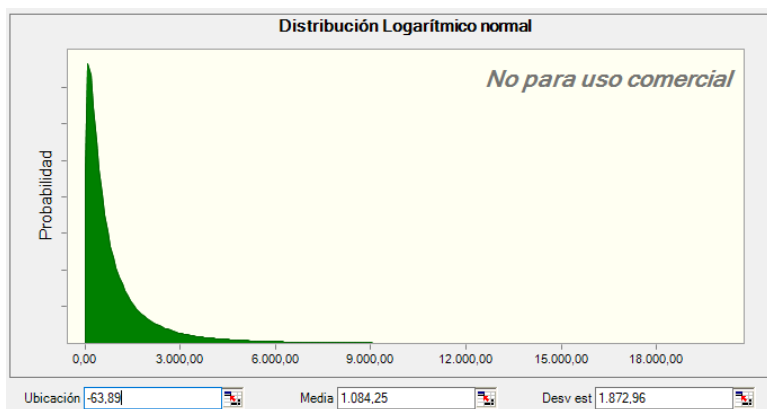


Ilustración 17: Distribución Logarítmica normal Crystal Ball Modelo Fulmer tomado de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

- Las variables que se relacionan a continuación, obtuvieron una distribución logística continua y se determinó el posible crecimiento de cada una de las variables de acuerdo a los parámetros evaluados. En la siguiente tabla, se puede ver el resumen de la media y escala derivada para cada una de las variables:

Tabla 10: Resumen variables y modelos Distribución Logística Crystal Ball

Variable	Media	Escala
Capital de trabajo	1159,82	907,15
Índice de Autonomía	1,41	1,40
Modelo Z Altman	3,16	1,07
Modelo Z1 Altman	2,63	0,87
Modelo Z2 Altman	4,36	2,14
Modelo Gordon Springate	2,40	0,85

Fuente: Construcción propia

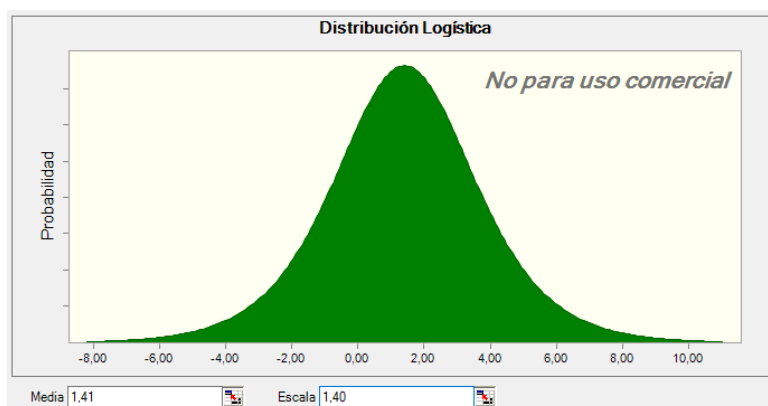
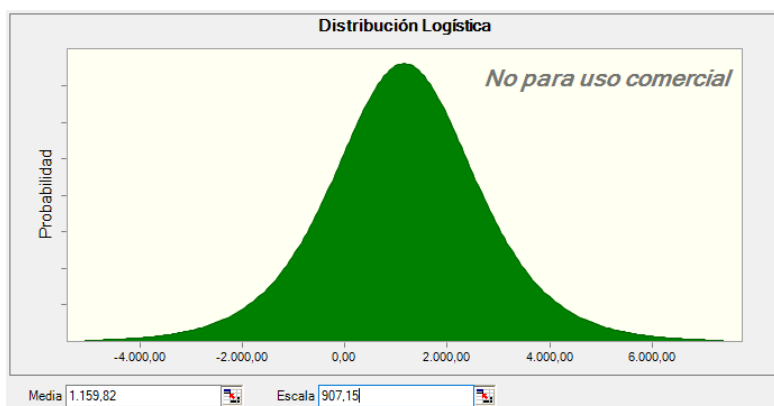


Ilustración 18: Distribución Logística Crystal Ball Capital de Trabajo e Índice de Autonomía
Crystal Ball tomado de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

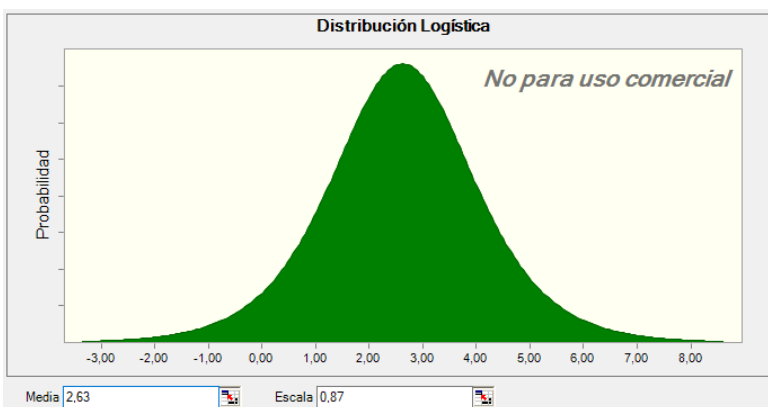
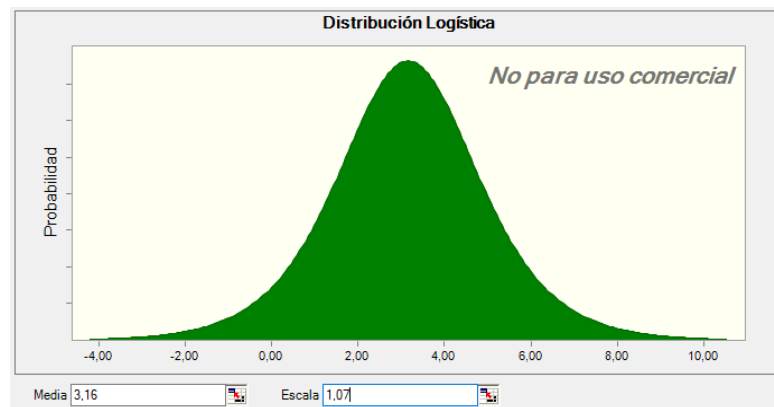


Ilustración 19: Distribución Logística Crystal Ball Modelos Z y Z₁ Altman Crystal Ball tomado
de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

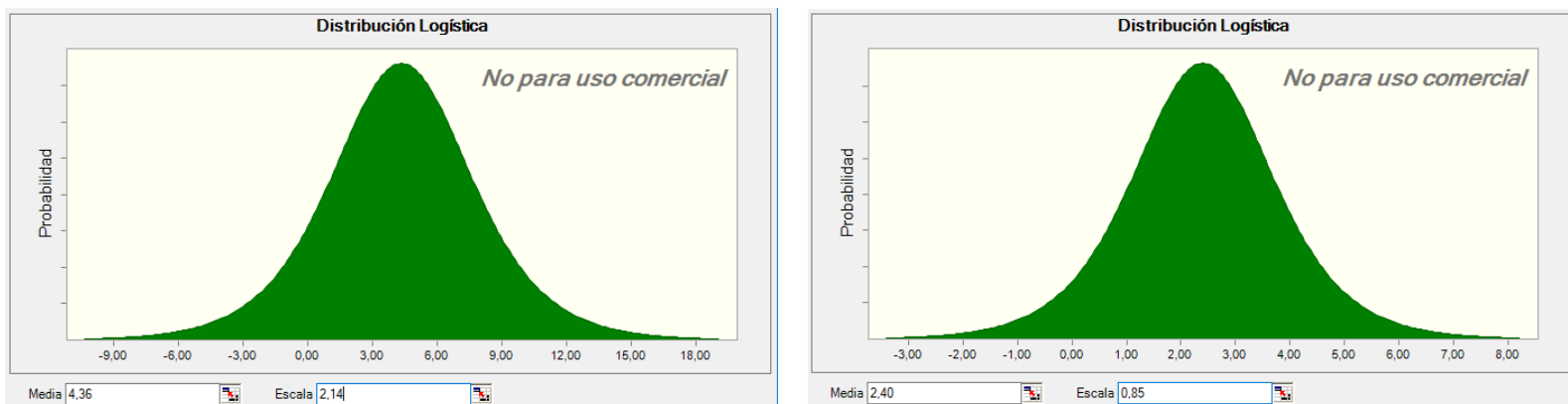


Ilustración 20: Distribución Logística Crystal Ball Modelos Z_2 Altman y Gordon Springate
Crystal Ball tomado de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

- Respecto a la rotación de cartera, ésta tuvo una distribución de extremo máximo en el cual se relaciona una máxima probabilidad de 41,60 y una escala de 45,99. Esta distribución es continua e ilustra el punto más alto de dicha rotación en cada uno de los subsectores evaluados.

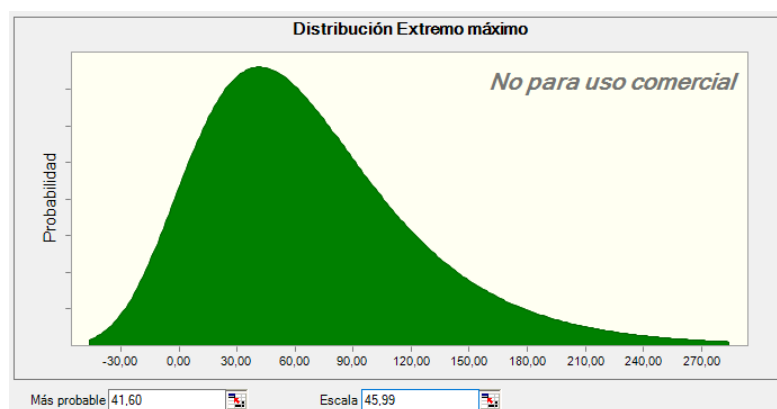


Ilustración 21: Distribución Extremo Máximo Crystal Ball – Rotación de cartera tomado de
(Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

- Tal como se puede observar en la tabla 11, la rentabilidad sobre activos, sobre el patrimonio, ventas e índice Dupont, obtienen una distribución t de Student la cual es continua y con colas más gruesas que la distribución normal.

A continuación, se resumen los puntos medios, escalas y grados de libertad obtenidos para cada una de las variables:

Tabla 11: Distribución t de Student variables financieras

Variable	Punto Medio	Escala	Grados de Libertad
Rentabilidad sobre activos	0,04	0,04	2,361869203
Rentabilidad sobre el patrimonio	0,09	0,08	1,000854099
Rentabilidad sobre ventas	3,2	3,26	1,501547015
Índice Dupont	0,09	0,08	1,000854099

Fuente: Construcción propia

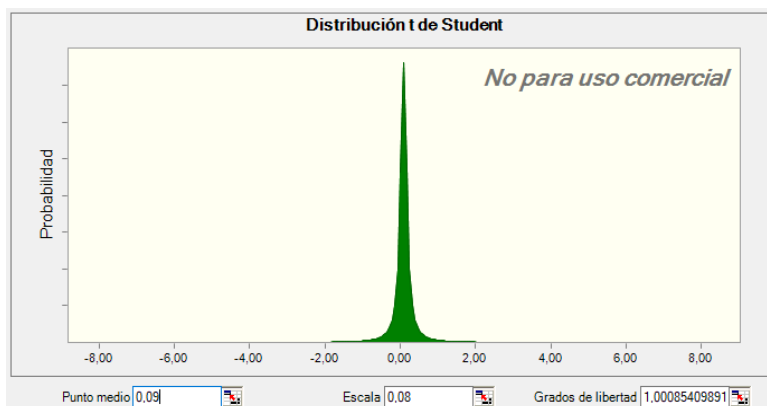
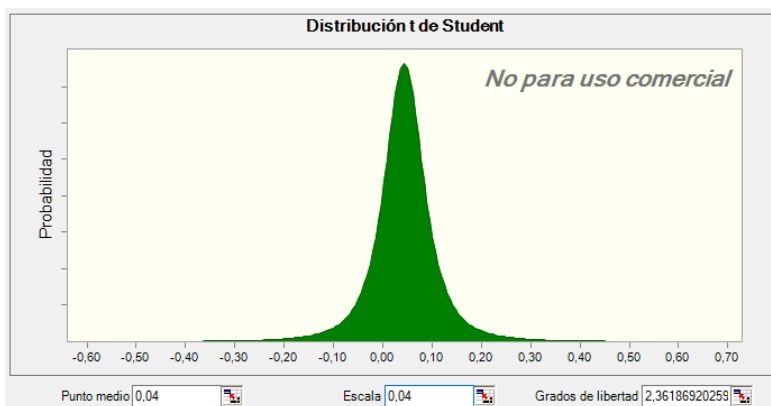


Ilustración 22: Distribución t de Student Crystal Ball – Rentabilidad sobre activos y patrimonio tomado de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

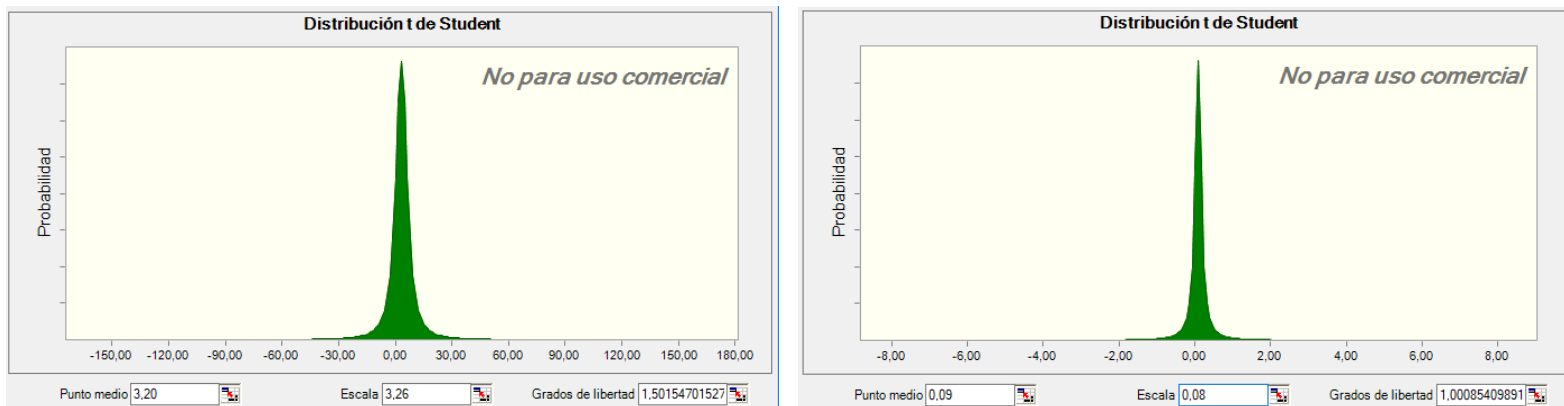


Ilustración 23: Distribución t de Student Crystal Ball – Rentabilidad sobre ventas e Índice Dupont tomado de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

- El índice de endeudamiento está representado por una distribución beta, en la que se especifica un parámetro mínimo (-2,84) y un máximo (3,91) y en el que se representa la variabilidad en el comportamiento de dicha variable durante los años 2012 - 2016.

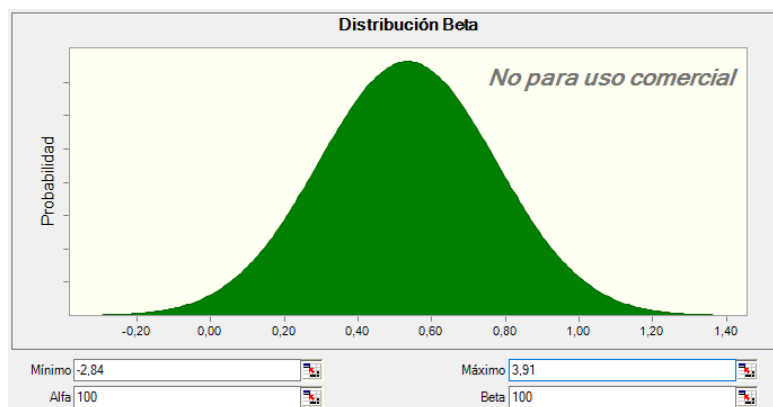


Ilustración 24: Distribución Beta Crystal Ball – Endeudamiento tomado de (Pereira Benavides & Varón Díaz, 2018)

5. Conclusiones

De manera general y a pesar de las limitaciones relacionadas con la búsqueda de información de empresas pymes, lo cual representa una debilidad para el sistema financiero colombiano, se logró consolidar un panel de datos con información de 964 empresas del sector comercio de la ciudad de Bogotá, lo que permitió la simulación de modelos financieros y análisis de sus principales rubros, generando valor agregado para las mismas.

El equipo logró la identificación del problema y lo abordó mediante la aplicación de herramientas aprendidas y adquiridas en la maestría, tales como: análisis de indicadores financieros para empresas corporativas, distribuciones de probabilidad (Anderson - Darling, Kolmogorov – Smirnov y Chi Cuadrado) y aplicación de modelos financieros y matemáticos: Z – Altman, Z_1 – Altman, Z_2 – Altman, Gordon Springate y Fulmer, cumpliendo a cabalidad con el objetivo propuesto para la presente investigación.

Realizando un análisis comparativo de los resultados obtenidos al aplicar cada uno de los modelos determinísticos, se puede observar que en los modelos Z-Altman las empresas presentan distribuciones semejantes en los resultados de “Alta Probabilidad”, mientras que en la “Zona Gris” y “Baja Probabilidad” los resultados presentan menos variación entre el Z y Z_1 ; por otra parte, los modelos de Gordon Springate y Fulmer evidencian una mayor discriminación entre “Solventes” e “Insolventes”.

Tabla 12: Resumen aplicación de modelos

	Z Altman	Z₁ Altman	Z₂ Altman
Alta Probabilidad	171	105	126
Zona Gris	301	485	151
Baja Probabilidad	492	374	687
Total	964	964	964

	Gordon Springate	Fulmer
Solvente	871	921
Insolvente	93	43
Total	964	964

Fuente: Construcción propia

Así mismo, se evidencia que, para el tipo de empresas evaluadas en la presente investigación, a partir de las variables financieras estudiadas, los modelos cuentan con cierto nivel de confiabilidad para discriminar entre empresas con problemas de solvencia y aquellas que no, afirmación que se respalda en que aquellas empresas que se encontraban identificadas con un status de Liquidación fueron categorizadas de este modo en buena parte de los resultados de los modelos.

Se llevó a cabo la indagación de herramientas de análisis de riesgo que fueron aplicadas y que permitió identificar los factores crediticios y financieros de las compañías que integran el sector comercio de Bogotá. Por lo anterior, se concluyó que de las 964 compañías evaluadas en los periodos 2012 – 2016, el 67% aproximadamente, presenta riesgos asociados en la rotación de su cartera, superando el promedio del sector que asciende a 71 días, riesgos que podrían llevarlos a posibles pérdidas.

Finalmente, para cada una de las compañías y los períodos evaluados, se estimaron los indicadores financieros permitiendo el razonamiento de cada uno de ellos y en los cuales se concluyó:

Tabla 13: Resumen Indicadores de Liquidez

Subsector	Indicadores de Liquidez		
	Razón Corriente	Prueba Ácida	Capital Neto de Trabajo
Artículos Domésticos	3,12	2,04	1.451
Comercio y Exportación de café	1,39	0,87	728
Droguerías y Cosméticos	2,36	1,82	1.717
Mayoristas Generales	2,73	1,93	1.452
Productos Alimenticios	1,83	1,42	1.038
Productos Químicos	2,27	1,51	1.494
Redes de Comunicación y Sistemas	2,69	2,27	1.307
Textil, Confección y Calzado	2,67	1,57	1.378

Fuente: Construcción propia

Se evidencia que, para los períodos de tiempo y subsectores evaluados, el 99% de las empresas evaluadas tienen una razón corriente superior a \$1, considerando que el mejor promedio de razón corriente es el del subsector Artículos domésticos, lo que significa que por cada peso de deuda a corto plazo que tiene el sector, se destinan \$3,12 para respaldarla. Respecto a la prueba de liquidez seca o ácida, el subsector Redes de Comunicación y Sistemas obtiene el mejor promedio el cual se interpreta como: por cada peso de deuda a corto plazo, el subsector cuenta con \$2,27 para su cancelación sin recurrir a la venta de inventarios. Y finalmente, Droguerías y Cosméticos, obtienen el promedio de generación de capital neto de trabajo.

Tabla 14: Resumen Indicadores de Actividad

Subsector	Indicadores de Actividad
	Rotación de cartera
Artículos Domésticos	93
Comercio y Exportación de café	49
Droguerías y Cosméticos	88
Mayoristas Generales	75
Productos Alimenticios	45
Productos Químicos	62
Redes de Comunicación y Sistemas	74
Textil, Confección y Calzado	50

Fuente: Construcción propia

Tal como se puede visualizaren la tabla 12, el subsector Artículos Domésticos su rotación de cartera tarda 93 días aproximadamente en hacerse efectiva.

Tabla 15: Resumen indicadores de rentabilidad

Subsector	Indicadores de rentabilidad					
	Margen Bruto de Utilidad	Margen neto de utilidad	Rentabilidad sobre ventas	Rentabilidad sobre activos	Rentabilidad sobre el patrimonio	Índice Dupont
Artículos Domésticos	36	0,018	1,754	0,011	0,06	0,06
Comercio y Exportación de café	14	0,067	6,713	0,015	0,21	0,21
Droguerías y Cosméticos	37	0,026	2,583	0,044	0,10	0,10
Mayoristas Generales	33	0,035	3,483	0,044	0,09	0,09
Productos Alimenticios	25	0,012	1,245	0,024	0,14	0,14
Productos Químicos	25	0,016	1,616	0,018	0,11	0,11
Redes de Comunicación y Sistemas	41	0,052	5,178	0,076	0,12	0,12
Textil, Confección y Calzado	35	0,023	2,349	0,028	0,06	0,06

Fuente: Construcción propia

Tal como se puede visualizar en esta tabla, el subsector Redes de Comunicación y Sistemas genera \$41 de utilidad bruta por cada \$1 que vende; razón por la cual después de descontar costos, gastos operacionales y no operacionales, obtiene la mayor utilidad neta, rentabilidad sobre ventas y activos del sector. Productos y servicios obtuvo la mayor rentabilidad sobre el patrimonio en el cual indica que recibieron rentabilidades de \$14,4 sobre su inversión. En comparación al subsector Comercio y Exportación de café que generó los índices más bajos de la muestra.

Tabla 16: Resumen indicadores de endeudamiento

Subsector	Indicadores de endeudamiento	
	Endeudamiento	Ind Autonomía
Artículos Domésticos	0,503	1,901
Comercio y Exportación de café	0,667	4,115
Droguerías y Cosméticos	0,580	2,549
Mayoristas Generales	0,529	1,754
Productos Alimenticios	0,664	3,330
Productos Químicos	0,542	1,099
Redes de Comunicación y Sistemas	0,492	1,687
Textil, Confección y Calzado	0,532	1,856

Fuente: Construcción propia

La tabla 16 resume los indicadores de endeudamiento que permiten identificar que el subsector Comercio y Exportación de Café, por cada \$1 que tiene invertido en activos, el 67% ha sido financiado por sus acreedores, llámese: entidades financieras, proveedores, empleados, etc., razón por la cual su autonomía financiera depende en gran medida de los mismos.

Para concluir, se aplicaron modelos e indicadores determinísticos y financieros de Credit Scoring a 964 compañías del sector comercio, mediante los cuales se identificó y analizó el estado crediticio para dichas empresas en los subsectores: Artículos Domésticos, Comercio y Exportación de café, Droguerías y Cosméticos, Mayoristas Generales, Productos Alimenticios, Productos Químicos, Redes de Comunicación y Sistemas. Estas herramientas son de gran importancia para el estudio de probabilidades (altas o bajas) en las que pueden llegar a incurrir las organizaciones y generar temas de solvencia e insolvencia a nivel empresarial.

Como recomendación, es importante poder reconocer, posicionar y analizar al detalle de las empresas pymes con el fin de contribuir a su posicionamiento y crecimiento a nivel corporativo. Por lo anterior, se recomienda evaluar el detalle del subsector Comercio y Exportación de café el cual se ha visto amenazado, tal como lo demuestran sus cifras, por cambios en el mercado y fortalecimiento de otros sectores económicos.

6. Bibliografía

- Aguilar-Barojas, S. (Enero-Agosto de 2005). *Fórmulas para el cálculo de la muestra en investigaciones de salud*. Obtenido de <http://www.redalyc.org/pdf/487/48711206.pdf>
- Anaya Ortíz, H. (2011). *Finanzas Básicas para no financieros*. Bogotá: Cengage Learning.
- Asociación Nacional de Instituciones Financieras. (Diciembre de 2017). *Gran Encuesta Pyme*. Obtenido de http://www.anif.co/sites/default/files/publicaciones/gepnacional_ii-17.pdf
- Avery, R. B., Brevoort, K. P., & Canner, G. B. (28 de Octubre de 2016). *Credit Scoring and Its Effects on the Availability and Affordability of Credit*. Obtenido de JSTOR: <http://www.jstor.org/stable/23859699>
- Banca de las Oportunidades. (Septiembre de 2017). *Reporte Inclusión Financiera*. Obtenido de http://bancadelasoportunidades.gov.co/sites/default/files/2018-01/REPORTE%20TRIMESTRAL%20INCLUSION%20FINANCIERA%20SEPTIEMBRE%202017%20VF_31%20Ene%202018.pdf
- Banca de las Oportunidades. (Marzo de 2018). *Reporte Trimestral de Inclusión Financiera*. Obtenido de <http://bancadelasoportunidades.gov.co/sites/default/files/2018-03/REPORTE%20TRIMESTRAL%20DICIEMBRE%202017.pdf>
- Banco de la República de Colombia. (Marzo de 2017). *Reporte de la situación actual del microcrédito en Colombia*. Obtenido de http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/rem_mar_2017.pdf
- Banco de la República de Colombia. (Septiembre de 2017). *Reporte de la situación del crédito en Colombia*. Obtenido de http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/encuesta_microcredito_septiembre_2017.pdf
- Banco de la República de Colombia. (Diciembre de 2017). *Reporte de la situación del crédito en Colombia*. Obtenido de <http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/reporte-situacion-credito-colombia-diciembre-2017.pdf>
- Bravo, C., Maldonado, S., & Weber, R. (15 de Octubre de 2016). *Experiencias prácticas en la medición de riesgo crediticio de microempresarios utilizando modelos de credito scoring*. Obtenido de <http://www.dii.uchile.cl/~ris/RISXXIV/Bravo69.pdf>
- Cámara de Comercio de Bogotá. (11 de Octubre de 2016). Obtenido de <file:///C:/Users/cvaron/Downloads/Crece%20el%20n%C3%BAmero%20de%20empresas%20en%20Bogot%C3%A1%20y%20la%20regi%C3%B3n.pdf>

- Cámara de Comercio de Bogotá. (Enero de 2018). Obtenido de <https://www.ccb.org.co/Sala-de-prensa/Noticias-CCB/2018/Enero/Bogota-Region-cerro-2017-con-728.784-empresas-y-establecimientos-de-comercio>
- De Lara Haro, A. (2011). *Medición y control de riesgos financieros*. México: Limusa.
- (Septiembre de 2017). Encuesta Maestría en Finanzas Corporativas. (J. Pereira, & C. Varón, Entrevistadores)
- Fedesarrollo. (15 de Octubre de 2016). *Coyuntura Económica: Investigación Económica y Social*. Obtenido de <http://www.fedesarrollo.org.co/wp-content/uploads/2012/08/C.-E.-Junio-2011-El-rationamiento-de-cr%C3%A9dito-a-las-microempresas-en-Colombia-pp.-225-255.pdf>
- Frame, W. S., Srinivasan, A., & Woosley, L. (Agosto de 2001). *The Effect of Credit Scoring on Small-Business Lending*. Obtenido de <http://jstor.cesa.metaproxy.org/stable/pdf/2673896.pdf?refreqid=excelsior:8beb83d4aaa11da1523cc8c70859a8ec>
- Frame, W. S., Srinivasan, A., & Woosley, L. (28 de Octubre de 2016). *The Effect of Credit Scoring on Small-Business Lending*. Obtenido de JSTOR: <http://jstor.cesa.metaproxy.org/stable/pdf/2673896.pdf?refreqid=excelsior:8beb83d4aaa11da1523cc8c70859a8ec>
- Gutiérrez Girault, M. A. (Octubre de 2007). *Modelos de credit scoring*. Obtenido de <http://www2.bcra.gov.ar/Pdfs/Publicaciones/CreditScoring.pdf>
- Instituto Nacional de Contadores Públicos de Colombia. (28 de Octubre de 2016). *Principales indicadores financieros y de gestión*. Obtenido de <http://incp.org.co/Site/2012/agenda/7-if.pdf>
- León Valdés, C. A. (17 de Abril de 2018). *El análisis financiero como herramienta en la predicción de quiebra e insolvencia financiera*. Obtenido de <file:///C:/Users/cvaron/Downloads/1295-4644-1-PB.pdf>
- Ministerio de Industria y Comercio. (2 de Agosto de 2004). *Ley 905 de Agosto 2 de 2004*. Obtenido de [file:///C:/Users/cvaron/Downloads/Ley_905_de_agosto_2_de_2004%20\(1\).pdf](file:///C:/Users/cvaron/Downloads/Ley_905_de_agosto_2_de_2004%20(1).pdf)
- Ochoa, J. C., Galeano, W., & Agudelo, L. G. (Diciembre de 2010). *Construcción de un modelo de scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera*. Obtenido de <http://www.scielo.org.co/pdf/pece/n16/n16a10.pdf>
- Ortega Gutiérrez, J., Martínez Gil, J., & Valencia Botero, J. C. (15 de Junio de 2010). *El modelo de calificación crediticia Z - Score: Aplicación en la evaluación del riesgo crediticio de HB Fuller Colombia Ltda.* Obtenido de <http://www.eafit.edu.co/revistas/revistamba/Documents/modelo-calificacion-crediticia-z-score.pdf>

- Pedrosa Correo, I., Juarros-Basterretxea Correo, J., & Eduardo, R.-F. C. (18 de Octubre de 2014). *Pruebas de bondad de ajuste en distribuciones simétricas, ¿qué estadístico utilizar?* Obtenido de <http://www.redalyc.org/pdf/647/64739086029.pdf>
- Pereira Benavides, J. C., & Varón Díaz, D. C. (Abril de 2018). BSD Trabajo de grado Maestría en Finanzas Corporativas. Bogotá, Colombia.
- Ramírez Díaz, L. F., & Parra Penagos, C. O. (28 de Noviembre de 2011). *Herramientas predictivas en política financiera para empresas rentables: ¿realidad o espejismo?* Obtenido de <file:///C:/Users/cvaron/Downloads/10-31-1-PB.pdf>
- Rayo Cantón, S., Lara Rubio, J., & Camino Blasco, D. (Junio de 2010). *Un Modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II.* Obtenido de http://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/14223/modelo_camino_JEFAS_2010.pdf?sequence=1
- Revista Dinero. (14 de Abril de 2016). *Mipymes generan alrededor del 67% del empleo en Colombia.* Obtenido de <http://www.dinero.com/edicion-impres/pymes/articulo/evolucion-y-situacion-actual-de-las-mipymes-en-colombia/222395>
- Rosales Álvarez, R. A., & Bonilla Londoño, J. A. (3 de Octubre de 2006). *Introducción a la econometría.* Obtenido de https://economia.uniandes.edu.co/files/profesores/ramon_rosales_alvarez/docs/Publicaciones/CEDEAC-3_1.pdf
- Rosillo Corchuelo, J., & Martínez Aldana, C. (2004). *Modelos de evaluación de riesgo en decisiones financieras.* Bogotá: Universidad Externado de Colombia.
- Ruiz Cotrino, H. A. (29 de Octubre de 2015). *Modelo de predicción de punto de quiebra de las empresas manufactureras Pymes en Colombia.*
- Secretaría Distrital de Planeación. (Septiembre de 2017). *Boletín Estadístico # 3 - Dinámica Empresarial de Bogotá.* Obtenido de <http://www.sdp.gov.co/portal/page/portal/PortalSDP/InformacionTomaDecisiones/Estadisticas/InformacionPrimaria/DICE201-DinamicaEmpresarial30092017.pdf>
- Secretaria General del Senado. (2 de Agosto de 2004). *Ley 905 de 2004.* Obtenido de http://www.secretariasenado.gov.co/senado/basedoc/ley_0905_2004.html
- Superintendencia Financiera de Colombia. (Marzo de 2002). *Circular Externa 011 de 2002 - Gestión del Riesgo de Crédito.* Bogotá. Obtenido de Gestión de Riesgo de Crédito.
- Superintendencia Financiera de Colombia. (2 de Abril de 2008). *Riesgos actividad financiera.* Obtenido de <https://www.superfinanciera.gov.co/SFCant/Normativa/Conceptos2008/2008009451.pdf>

Superintendencia Financiera de Colombia. (15 de Octubre de 2016). *Circular Básica Contable y Financiera (Circular Externa 100 de 1995)*. Obtenido de <https://www.superfinanciera.gov.co/jsp/loader.jsf?lServicio=Publicaciones&lTipo=publicaciones&lFuncion=loadContenidoPublicacion&id=15466>

Superintendencia Financiera de Colombia. (Diciembre de 2017). *Actualidad del sistema financiero colombiano*. Obtenido de <file:///C:/Users/cvaron/Downloads/comsectorfinanciero122017.pdf>

Universidad Carlos III de Madrid. (Marzo de 2018). *Análisis no paramétrico. El procedimiento Pruebas no paramétricas*. Obtenido de <http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/GuiaSPSS/19nparam.pdf>

Universidad Veracruzana. (Diciembre de 2011). *Modelación de los Retornos del Índice de Precios y Cotizaciones de México con la Distribución Pareto y Censura de Tipo II*. Obtenido de <https://www.uv.mx/personal/gelorenzo/files/2016/08/licenciatura-gelorenzo.pdf>

Webster, A. L. (2000). *Estadística aplicada a los negocios y la economía*. Bogotá: McGraw-Hill.