



Modelo para la estimación del riesgo de crédito y la asignación de cupos
en la cartera de una empresa del sector textil en Colombia

Por

Juan E. Roldan Moreno

Milena Campuzano Gómez

Tesis Presentada como Requisito Parcial Para Obtener el Título de
Magíster en Administración Financiera

Asesor

Mg. Rodrigo Henao Jassan

UNIVERSIDAD EAFIT

Medellín, noviembre, 2019

© 2019 por Juan Roldán y Milena Campuzano

Todos los Derechos Reservados

Resumen

Los modelos de estimación de riesgo de crédito presentan una amplia trayectoria dentro del sector financiero, no siendo así para el sector real que informalmente busca un mayor retorno de la inversión con créditos comerciales, lo que en algunos casos ha implicado una adhesión a las operaciones avanzadas por el sector financiero en materia del cálculo de riesgo, a partir de las características propias de las empresas que emprenden este esfuerzo. Por tal motivo, se propone la construcción de un modelo de estimación de riesgo de crédito para que una empresa del sector textil amplíe los cupos de crédito de manera calculada. Para tal cumplimiento se propuso una investigación experimental que permitió la construcción del modelo bajo indicadores financieros. Se concluyó que al aumentar los cupos, a riesgo de la compañía, se gana participación en el mercado y se mejoran las utilidades con un riesgo aceptable dentro de los estándares financieros.

Palabras clave: riesgo de crédito, crédito comercial, indicadores financieros, modelos financieros, asignación de cupos.

Abstract

Models of estimation of credit risk have a long history in the financial sector, not being so for the real sector that informally seeks a greater return on investment with commercial credits, which in some cases has implied adherence to advanced operations by the financial sector in the area of risk calculation, based on the characteristics of the companies that undertake this effort. For this reason, the construction of a model of estimation of credit risk proposed so that a company in the textile sector expands the credit quotas in a calculated way. For such compliance was proposed an experimental investigation which allowed the construction of the model under financial indicators. It concluded that by increasing the quotas, at the risk of the company, participation in the marking is gained and profits are improved with an acceptable risk within the financial standards.

Key words: credit risk, commercial credit, financial indicators, financial model, assignment of quota

Tabla de Contenidos

Lista de Tablas.....	iv
Lista de Figuras	v
Capítulo 1: Introducción	1
Subcapítulo 1. Justificación.....	4
Subcapítulo 2. Estado del arte	5
Capítulo 2: Marco Teórico	9
Subcapítulo 1. Riesgo de crédito.....	9
Subcapítulo 2. Sectores de la economía	11
Subcapítulo 3. Modelos para medir el riesgo de crédito	12
Capítulo 3: Metodología	19
Diseño de la investigación.....	19
Diseño experimental.....	20
Análisis de los datos	23
Construcción de indicadores financieros.....	24
Fases de desarrollo del modelo	25
Capítulo 4: Resultados	27
Subcapítulo 1. Indicadores financieros para el cálculo del riesgo de crédito, la asignación de cupos y la probabilidad de incumplimiento	27
Subcapítulo 2. Análisis estadístico para la delimitación del campo de acción y la definición de las variables cuantitativas determinantes en el diseño del modelo.	31
Subcapítulo 3. Modelo para la estimación del riesgo y la asignación de cupos	43
Capítulo 5: Conclusiones y recomendaciones	50
Conclusiones	50
Implicaciones	50
Recomendaciones	51
Referencias	52
Apéndice A. Indicadores sector confecciones	55
Apéndice B. Modelo para la estimación de riesgo de crédito y asignación de cupos.....	56

Lista de Tablas

Tabla 1. Ventajas y desventajas del Modelo Matrices de Transición (1907)	13
Tabla 2. Ventajas y desventajas del Modelo Z-Score (1968)	13
Tabla 3. Ventajas y desventajas del Modelo Merton (1974).....	14
Tabla 4. Ventajas y desventajas del Modelo Z (1977).....	15
Tabla 5. Ventajas y desventajas del Modelo RPA (Recursive Partioning Algorithm) (1985).	15
Tabla 6. Ventajas y desventajas del Modelo EMS (1995)	16
Tabla 7. Ventajas y desventajas del Modelo Credit Monitor de KMV para el cálculo de la frecuencia de incumplimiento esperada (EDF) (2000)	17
Tabla 8. Ventajas y desventajas del modelo de Redes Neuronales (1943)	18
Tabla 9. Criterios de inclusión y exclusión para la selección de la muestra	21
Tabla 10. Distribución de la población y muestra.....	22
Tabla 11. Definición de variables del estudio	23
Tabla 12. Fases de desarrollo del modelo para la asignación de cupos de crédito	25
Tabla 13. Batería de indicadores financieros	28
Tabla 14. <i>t-Student Margen EBITDA</i>	42
Tabla 15. Valor P	42
Tabla 16. <i>Participación por tipos de clientes</i>	43
Tabla 17. Matriz de transición para 12 meses (Diciembre 2017-2018; Marzo 2018-2019)	44
Tabla 18. Matriz de transición para 6 meses (Diciembre 2017- Marzo 2019).....	45
Tabla 19. Matriz de transición para 4 meses (Diciembre 2017- Enero 2019)	46
Tabla 20. Operacionalización de criterios.....	48

Lista de Figuras

Figura 1. Informe de resumen de EBITDA.....	32
<i>Figura 2. Informe de resumen de EBITDA CANAL: C.I./TLC NACIONAL.....</i>	32
Figura 3. <i>Informe de resumen de EBITDA CANAL: CONFECCIONISTA.....</i>	33
Figura 4. <i>Informe de resumen de EBITDA CANAL = MARCAS NACIONAL.....</i>	34
Figura 5. <i>Gráfica de caja y bigotes de EBITDA.</i>	34
Figura 6. <i>Gráfica de intervalos de EBITDA.....</i>	35
Figura 7. <i>Informe de resumen de KTNO.</i>	35
Figura 8. Informe de resumen de KTNO CANAL = C.I./TLC NACIONAL.....	36
<i>Figura 9. Informe de resumen de KTNO CANAL = CONFECCIONISTA</i>	37
Figura 10. Informe de resumen de KTNO CANAL = MARCAS NACIONAL.....	37
Figura 11. Gráfica de cajas y bigotes de KTNO	38
Figura 12. Gráfica de intervalos de KTNO	39
Figura 13. Informes de resumen de MARGEN EBITDA.....	39
Figura 14. Margen EBITDA por Canales	40
Figura 15. Gráfica de cajas y bigotes de Margen EBITDA.	41
Figura 16. <i>Gráfica de intervalos de Margen EBITDA.....</i>	41
<i>Figura 17. Cálculos mensuales de LGD</i>	47
Figura 18. Histórico de ventas de la empresa de estudio.	47

Capítulo 1: Introducción

Los modelos de estimación del riesgo de crédito vienen implementándose desde la década de los 70 con la creación del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea¹, en donde se planteó el objetivo de establecer pautas orientadas a las instituciones del entorno financiero a través de regulaciones, supervisiones y buenas prácticas que permitan su operación dentro del mercado global (Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, 2013).

Sin embargo, aunque las regulaciones se establecen para el sector financiero no procede igual para el sector real. El sustento legal de la medición de riesgo de crédito en el sector financiero exige que se cuente con políticas de administración del riesgo de crédito, procesos de administración, modelos para la cuantificación de las pérdidas esperadas, un sistema de provisiones y procesos de control interno (Superintendencia Financiera de Colombia, 2014).

Por su parte, dicha reglamentación no cobija al sector real ya que,

Las entidades que están obligadas a adoptar un SARC² son los establecimientos bancarios, corporaciones financieras, compañías de financiamiento comercial, cooperativas financieras, organismos cooperativos de grado superior y todas aquellas entidades vigiladas por la SFC que dentro de su objeto social principal se encuentren autorizadas para otorgar crédito (Superintendencia Financiera de Colombia, 2016, p. 3).

¹ Creado en 1975 por los administradores de los bancos centrales del G10 (Alemania, Bélgica, Canadá, España, Estados Unidos, Francia, Italia, Japón, Luxemburgo, Suecia, Suiza, Países Bajos y Reino Unido)

² Sistema de Administración del Riesgo Crediticio

Por consiguiente, puede afirmarse que actualmente no existe una regulación para las empresas del sector real en su interés por medir los riesgos de crédito y el perfil de riesgo de crédito de los clientes.

No obstante, dicha ausencia regulatoria, no ha sido impedimento para que algunas empresas del sector real que operan bajo estructuras crediticias³ adopten los mecanismos regulatorios de las entidades financieras. En este caso, ya no como parte de sus compromisos legales, sino, como herramienta para realizar seguimiento interno a sus procesos; panorama que evidencia una clara necesidad de identificar las experiencias que demuestran éxito en la medición de riesgo para proceder a la conformación de modelos más eficaces adaptados a las distintas características y propósitos organizacionales.

De esta manera, las posibilidades que ha marcado el sector financiero y las experiencias que se abren camino en el sector real, en su conjunto, se canalizan para observar la situación particular de una empresa real ubicada en el sector textil, la cual ha evidenciado la necesidad de integrar un modelo que le permita la estimación del riesgo de crédito para la toma de decisiones respecto a la ampliación de cupos a clientes con relación comercial superior a dos años. Esto se visualiza, al considerar que actualmente la empresa de estudio puede estar perdiendo participación en el mercado, ya que cuenta con una política de crédito conservadora que al restringir los cupos les está impidiendo crecer vía ventas.

La situación evidenciada en la empresa permite el planteamiento de la siguiente pregunta ¿Cómo construir un modelo la estimación del riesgo de crédito y la asignación de cupos siguiendo las características de la cartera de una empresa del sector textil en Colombia?, en

³ Nota aclaratoria: las empresas del sector real solo ofrecen crédito comercial a los clientes para la adquisición de sus bienes y servicios.

cuyo propósito, la investigación se plantea de manera específica definir los indicadores financieros para el cálculo del riesgo de crédito, la asignación de cupos y la probabilidad de incumplimiento; realizar el análisis estadístico para la delimitación del campo de acción y la definición de las variables determinantes en el diseño del modelo y finalmente estructurar el modelo que se ajusta a las características de la cartera de la empresa de estudio para la asignación de cupos conforme a una previa estimación del riesgo.

La estructura del documento presenta cinco capítulos. El primero ofrece la base contextual del problema. El segundo la base teórica-conceptual sobre la que se sustenta la propuesta. El tercero propone la estrategia metodológica. El cuarto los resultados divididos en tres subcapítulos y finalmente en el quinto capítulo se ofrecen las conclusiones, implicaciones del estudio y recomendaciones futuras para la empresa a partir de la implementación del modelo.

Subcapítulo 1. Justificación

En la literatura encontrada sobre el crédito comercial y la asignación de cupos, teniendo en cuenta el riesgo de crédito, se observa un vacío documental debido a que es poco el material publicado referente al tema; puntualmente son casi nulos los estudios provenientes de empresas que hayan desarrollado un modelo con dicha finalidad y que hayan ofrecido los resultados de su implementación, razón que además de justificar el trabajo lo ubica dentro de un alcance exploratorio.

En este sentido, los datos que aquí se ofrecen para justificar el trabajo provienen de la empresa de estudio, donde se observa que la pérdida esperada corresponde al 2.34% de la cartera, valor considerado como bajo si se compara con el porcentaje del mercado que fluctúa entre 5% y 7% según paneles de expertos.

Estos datos iniciales permiten inferir que la compañía de estudio presenta una política de otorgamiento de cupos a clientes conservadora, perdiendo de esta manera participación de mercado por las restricciones de ventas vía crédito, por ello, se considera la construcción de un modelo que permita incrementar ventas a través del aumento de cupos de crédito, incrementando el riesgo de crédito dentro de los parámetros financieros y de rentabilidad, sin destruir valor para la compañía de estudio.

Lo anterior puede explicarse si se considera que históricamente el margen de contribución de la compañía se encuentra en un rango entre el 25% y 30%, que al compararse con el porcentaje de pérdida esperada es superior, lo que corrobora la posibilidad de aumentar este indicador sin afectar significativamente la compañía vía rentabilidad.

Subcapítulo 2. Estado del arte

En la revisión de investigaciones sobre modelos para evaluar el riesgo de crédito, como es de esperarse conforme a los planteamientos de la introducción, se observa una tendencia hacia los análisis en el sector financiero, muestra de ello se señala el aporte realizado por Pérez y Fernández (2007), quienes a través de su artículo proponen las redes neuronales como metodología para calcular las probabilidades de impago de una cartera comercial, así como el capital mínimo requerido y las provisiones necesarias, logrando utilizar un sistema con el 94.19% de aciertos.

Por su parte, Saavedra (2010) se propuso describir y analizar los principales modelos de determinación de riesgos de crédito de la banca, concluyendo que los modelos han evolucionado en correspondencia con la complejidad del entorno que rodea al sistema bancario.

Así mismo, se encuentra el estudio realizado por Ochoa (2010), quien se propuso implementar una metodología de análisis discriminante para la construcción de un modelo de Scoring requerido para el otorgamiento de crédito dentro de una base de datos de una cooperativa financiera. Este estudio concluye que el modelo construido realiza un análisis individual a diferencia de otros modelos como VaR marginal, lo que permite reducir el tiempo en la asignación de un crédito, sin embargo, se necesita una base de datos confiable y con abundante información para llevar a cabo el procedimiento, lo que a su vez requiere de varios años para la constitución de esta.

Henao (2013), desarrolló un modelo de Scoring para el seguimiento de una cartera preferencial de una entidad financiera, con el fin de estimar adecuadamente el riesgo de la cartera, las pérdidas esperadas e inesperadas.

Siguiendo el derrotero, el documento más reciente encontrado sobre modelos de evaluación para la medición de riesgo crediticio responde a un estudio internacional realizado en Irán por Moradi y Mokhatab (2019) quienes se propusieron desarrollar un modelo que pueda incluir factores asociados a crisis político-económicas a nivel global y eliminar el juicio humano para evitar alteraciones en los resultados, adicional proponen que mensualmente se retroalimente el modelo con el fin de que este aprenda y no se tengan que repetir procesos posteriormente, además se busca que arroje un tabla con los clientes de baja calificación en este mismo periodo de tiempo.

Por su parte, se puede observar para el mercado colombiano que a raíz de las crisis financieras se despierta el interés de las empresas del sector real por medir el riesgo de crédito, con el fin de cuantificar sus pérdidas esperadas dada su cartera de clientes, conocer los factores determinantes en los incumplimientos y de esta manera poder aumentar sus ingresos al conocer detalladamente su portafolio y los riesgos a los cuales están expuestos de entrada.

Es así como luego de la crisis financiera de 1999 se encuentran estudios como los realizados por Martínez (2003), quien identificó algunas variables relevantes para pronosticar el estrés o la fragilidad financiera de las empresas en Colombia en el año 2001. Los resultados confirman la importancia de los indicadores de rentabilidad, endeudamiento y liquidez en la solvencia presentada por las empresas.

Posteriormente, después de la crisis financiera de 2008, otro estudio en la misma línea remite a Gutiérrez (2010), el cual tuvo como objetivo identificar los determinantes de riesgo de crédito a través de un análisis probabilístico en el cual se quería calcular la probabilidad de que una

empresa incumpliera con el pago de sus créditos. Adicionalmente, el autor buscaba determinar los efectos macroeconómicos sobre la probabilidad de incumplimiento. Los resultados arrojados por el estudio concluyeron que los principales factores de incumplimiento son los indicadores de rentabilidad, la liquidez y el endeudamiento y que los efectos macroeconómicos varían a lo largo de la probabilidad de default, afectando principalmente a los clientes más riesgosos.

Por su parte, Sepúlveda (2012) propuso una metodología para estimar el riesgo de crédito en empresas del sector real en Colombia, con el fin de corroborar que las compañías que tienen mayores niveles de apalancamiento financiero y operativo presentan mayor riesgo de crédito, concluyendo así que pertenecer a los sectores construcción e industria manufacturera incrementa la probabilidad de quiebra, por el contrario, no sucede lo mismo con el sector transporte.

Tres años después, Ruano (2015) se propuso estimar la probabilidad de quiebra para las empresas del sector real del cuero y el calzado estableciendo los factores financieros organizacionales que la determinan. Dentro de los resultados se obtuvo que la eficiencia de los activos disminuye la probabilidad de quiebra y que el apalancamiento financiero por el contrario incrementa la probabilidad de default; esta misma probabilidad aplica para las compañías con una composición de sociedad anónima.

Recientemente, Leal (2017) diseñó un sistema de gestión de créditos para una empresa del sector real dedicada a la producción, comercialización y distribución de productos relacionados con el asfalto, concluyendo que al aplicar un modelo para analizar el riesgo crediticio es posible

una mayor flexibilidad y objetividad en el proceso de gestión de crédito con los clientes; conclusión que contribuye a fundamentar los propósitos del presente trabajo.

Ahora, luego del contexto ofrecido a partir de la relación de estudios dedicados al análisis del riesgo de crédito, tanto en el sector financiero como real, se resalta la importancia de tener en cuenta para el presente modelo los indicadores de rentabilidad, liquidez y endeudamiento. Del mismo modo, así como se tienen en cuenta los indicadores propios de cada empresa a la hora de realizar los estudios para el otorgamiento de créditos, también se considera importante considerar los factores macroeconómicos, ya que estos pueden alterar súbitamente el ciclo económico en el que se encuentre el país más allá de lo que ocurra en una empresa específica.

En suma, la experiencia ofrecida por el sector financiero en el objetivo de medir el riesgo de crédito sirve de punto de partida para que las empresas del sector real logren el mismo propósito, el cual, a su vez, les permite conocer las condiciones comerciales de su negocio y medir la exposición de los riesgos asociados en el proceso de otorgamiento de cupos de crédito según el perfil de cada cliente y en correspondencia con el modelo definido.

Capítulo 2: Marco Teórico

El desarrollo del marco teórico se ampara bajo el concepto de riesgo de crédito, para articular los conceptos subyacentes que se desprenden del planteamiento del problema. De esta manera, se hace una diferenciación de los sectores económicos y la figura de crédito comercial, particularmente presente en el sector real, para avanzar hacia la delimitación de los modelos de medición de riesgo de crédito con sus ventajas y desventajas.

Subcapítulo 1. Riesgo de crédito

De acuerdo con la Real Academia Española (RAE), la palabra riesgo significa contingencia o proximidad de un daño; definición que se muestra muy general y aplicable a cualquier contexto donde el riesgo tenga su razón de ser, por ello, dicho concepto toma una connotación especial en el campo de las finanzas, dando la oportunidad para que distintos autores generen sus aproximaciones desde estudios empíricos en el entorno académico y organizacional.

Específicamente a nivel organizacional, el Grupo Santander (1999) realiza sus aportes al concepto de riesgo financiero definiéndolo como la posibilidad de sufrir un daño a nivel del ámbito económico-financiero, que de ser real conlleva una pérdida de valor económico.

Más recientemente y desde la literatura científica, se encuentra el aporte de Lara (2005), quien menciona que el concepto de riesgo aplicado a las finanzas se relaciona con las pérdidas potenciales que pueden sufrirse en portafolios de inversión. De ahí que la probabilidad de pérdida sea la manera a través de la cual se midan cuantitativamente los resultados que pueden ocasionar dichos riesgos.

Ambas definiciones señalan la importancia de que las empresas cuenten con un área encargada de la administración del riesgo, desde donde constantemente se estén vigilando y cuantificando las pérdidas ocasionadas por motivo de los distintos factores micro o macroeconómicos que pueden manifestarse en riesgos, los cuales según Lara (2005) se pueden clasificar en:

- Riesgo de mercado: variación en los precios del mercado debido a cambios en variables macroeconómicas.
- Riesgo de crédito: pérdida dado el incumplimiento de la contraparte por insolvencia económica.
- Riesgo de liquidez: dificultad para convertir un activo en efectivo o requerimientos de capital superiores a la capacidad de financiación.
- Riesgo legal: incapacidad para exigir a través de la vía judicial o legal el cumplimiento de derechos.
- Riesgo operativo: fallas en los sistemas o en el personal que ocasionan pérdidas.
- Riesgo de reputación: pérdidas dada la mala imagen de la compañía.

Tal clasificación aborda distintas facetas del riesgo y todas son importantes a la hora de salvaguardar el desempeño e integridad organizacional, sin embargo, considerando que el objeto de estudio de la presente investigación es el riesgo de crédito se focalizará la atención en este señalando las disposiciones internacionales que lo cobijan.

Según el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2013), existen dos tipos de riesgo de crédito: el riesgo de incumplimiento y el riesgo de mercado. El primero hace referencia específica a la pérdida potencial de la contraparte que no puede cumplir con las obligaciones financieras establecidas contractualmente. En cambio, el segundo hace referencia a la pérdida

potencial del valor de un portafolio de préstamos, instrumentos financieros o derivados, pero como consecuencia de la dinámica del mercado.

Ahora, considerando las definiciones y la clasificación atribuida al concepto de análisis, la postura que se asume para el desarrollo de la investigación entiende el riesgo de crédito como la disminución potencial del valor del activo de una firma dado un incumplimiento de pago, esto sumado a la incapacidad de cuantificar el cupo de crédito adecuado y las condiciones iniciales de negociación.

Subcapítulo 2. Sectores de la economía

La economía de un país se divide en sectores según las características en común que estos posean, por lo general se dividen en sector real y financiero según el Banco de la República (2017).

Sector real. Dentro de este sector se encuentran aquellas actividades dedicadas al sector agropecuario, industrial o de servicios, además de las siguientes que relaciona el Banco de la República:

- Sector de transporte
- Sector de comercio
- Sector de la construcción
- Sector minero y energético
- Sector solidario
- Sector de comunicaciones

Sector financiero. Este sector está conformado por las instituciones financieras, activos financieros y el mercado financiero, que tienen como finalidad la captación y colocación de dinero en el mercado para aprovechamiento tanto del sector real como del mismo sector financiero, por tanto, cabe resaltar que este sector maneja recursos tanto públicos como privados (Banco de la República, 2017).

Subsidiariamente, dentro de estos sectores de la economía aparece, entre otras existentes, la figura del **crédito comercial** que se define como aquel que ofrece una compañía a sus proveedores, bajo oportunidades de pago de los bienes o servicios adquiridos en el corto plazo. Este tipo de crédito es muy común entre las empresas, quienes definen sus parámetros para el otorgamiento, dada la falta de regulación que desencadena en procedimientos informales (Rodríguez, 2008).

Subcapítulo 3. Modelos para medir el riesgo de crédito

Como se mencionó anteriormente, la correcta medición del riesgo de crédito es una parte fundamental de las empresas, con el fin de poder identificar y cuantificar aquellas variables que pueden ocasionar pérdidas en la compañía. Para ello, existen los modelos de medición del riesgo de crédito y la estimación de la probabilidad de incumplimiento que han permitido tales resultados tanto en el sector financiero como en el sector real.

A finales de los años sesenta y durante la década de los setenta se desarrollaron formalmente los primeros modelos para la medición del riesgo de crédito; aunque desde los años treinta comenzaron los primeros estudios basados en la medición de razones financieras. Beaver (1967) realizó un estudio de análisis de razones y clasificación de quiebras para predecir el default de empresas mediante un análisis univariado de una serie de indicadores de bancarrota.

Elizondo (2003) identifica y define los siguientes modelos brindando una trazabilidad histórica:

Matrices de transición: Planteadas inicialmente por Markov A. en 1907. Es una herramienta que permiten determinar la probabilidad de que la calificación de un crédito cambie un periodo de tiempo estimado. Sus ventajas y desventajas se presentan en la tabla 1.

Tabla 1. *Ventajas y desventajas del Modelo Matrices de Transición (1907)*

Ventajas	Desventajas
Permiten predecir el deterioro de la cartera en un periodo de tiempo establecido	Dependen del estado actual del cliente (un cliente que en el pasado estuvo en mora pero en la actualidad está al día con su obligación, tiene la misma probabilidad de default que un cliente que siempre ha estado al día).

Fuente: Adaptada de "Medición integral del riesgo de crédito", por Elizondo, Alan, 2003. México D.F, México. Editorial Limusa.

Modelo Z-Score: Construido por Edward Altman en 1968. Es una técnica estadística que usa el análisis discriminante para clasificar a un grupo de individuos de acuerdo con el conjunto de variables consideradas, con el fin de lograr la homogeneidad entre estos. La finalidad de este modelo es clasificar a los individuos o empresas en dos grupos (véase tabla 2):

1. Bancarrota.
2. No bancarrota.

Tabla 2. *Ventajas y desventajas del Modelo Z-Score (1968)*

Ventajas	Desventajas
Utilización de toda la información disponible, se analiza la posible interdependencia entre las variables y permite reducir la extensión del espacio, ya que existe una transformación de multivariado a una sola función discriminante.	La principal desventaja asociada a este modelo corresponde al uso de razones financieras establecidas y el efecto de subestimación en el tamaño de las estadísticas que éstas tienen.

Fuente: Adaptada de "Medición integral del riesgo de crédito", por Elizondo, Alan, 2003. México D.F, México. Editorial Limusa.

Modelo de Merton: propuesto por Merton en 1974 tiene sus fundamentos en el principio contable que indica lo siguiente: una empresa se encuentra en quiebra o insolvencia cuando el valor de sus pasivos supera el valor de sus activos, por lo tanto, el riesgo de incumplimiento y probabilidad de impago están sujetos al valor de los activos y pasivos en dicho momento del deudor (véase tabla 3).

Este modelo asume que no hay posibilidad de reestructuración de la empresa deudora, por lo cual solo existen dos posibilidades para pagar un crédito:

1. El deudor cancela el saldo pendiente dentro del plazo acordado inicialmente.
2. El deudor entra en cesación de pagos y transfiere sus activos al acreedor.

Tabla 3. *Ventajas y desventajas del Modelo Merton (1974)*

Ventajas	Desventajas
Este desarrollo ha servido como base para muchos de los modelos y metodologías de riesgo de crédito gracias a su enfoque de valuación de los activos.	Desde el punto de vista del modelo de Merton, la implementación del principio contable es de fácil aplicabilidad, pero la valoración contable de los activos no está ligada estrictamente al valor comercial de estos, por esto se dificulta la aplicación del modelo con los datos disponibles.

Fuente: Adaptada de “Medición integral del riesgo de crédito”, por Elizondo, Alan, 2003. México D.F, México. Editorial Limusa.

Modelo Z: Construido por Altman, Haldeman y Narayanan en 1977, a partir de algunas modificaciones al modelo Z-Score (véase tabla 4). Este modelo tiene como intención clasificar a las empresas en bancarrota incluyendo:

1. Estudio de empresas medianas y grandes.
2. Empresas del sector no manufacturero.
3. Cambios en los patrones de medición de indicadores financieros y nuevas prácticas contables.

4. Nuevas técnicas de análisis estadístico para la estimación del análisis discriminante.

Tabla 4. *Ventajas y desventajas del Modelo Z (1977)*

Ventajas	Desventajas
Si se compara con el modelo Z-Score, el Modelo Z permite predecir con mayor anticipación la bancarrota de las firmas, por ejemplo, en el caso de predicción de bancarrota con cinco años de anticipación es aproximadamente de 70%, a diferencia de 36% del modelo Z-Score.	Limita el estudio a las razones financieras establecidas en el modelo y se pueden dejar de considerar alguna que pueden ser importantes dependiendo el tipo de negocio.

Fuente: Adaptada de "Medición integral del riesgo de crédito", por Elizondo, Alan, 2003. México D.F, México. Editorial Limusa.

Modelo RPA (Recursive Partitioning Algorithm): Modelo creado por Frydman H, Altman Edward y Duen-Li Kao en 1985. Es considerado un procedimiento de clasificación bayesiana para el análisis financiero, teniendo como modelo final un árbol de clasificación binario al cual se asignan los objetos de estudio en grupos seleccionados a priori. Esta técnica utiliza una clasificación no paramétrica (véase tabla 5).

Tabla 5. *Ventajas y desventajas del Modelo RPA (Recursive Partitioning Algorithm) (1985)*

Ventajas	Desventajas
Este modelo utiliza una técnica no paramétrica que minimiza el costo esperado de la mala clasificación mediante el uso de separaciones univariadas. Por ser una técnica no paramétrica se eliminan muchos de los problemas estadísticos atribuidos al análisis discriminante correspondientes a los supuestos de normalidad, covarianzas iguales entre grupos, que los grupos son discretos y no se traslapan, entre otros.	No funciona correctamente para variables continuas y puede sobre ajustar los datos.

Fuente: Adaptada de "Medición integral del riesgo de crédito", por Elizondo, Alan, 2003. México D.F, México. Editorial Limusa.

Modelo EMS (Emerging Markets Corporate Bond Scoring System): Creado por Altman, Heine, Hartzell y Peck en 1995, también es producto de una modificación al modelo Z-Score buscando un modelo de calificación para mercados emergentes, cuyo objetivo es determinar la calidad del crédito en países que enfrentan diversos problemas económicos, combinando análisis estadísticos del desempeño financiero de las empresas emisoras de bonos con factores cualitativos críticos, buscando otorgar así una calificación de bonos equivalente para todas las empresas emisoras (véase tabla 6).

La calificación se realiza mediante un análisis multivariado combinando cuatro medidas del ejercicio financiero y operativo de las empresas.

Tabla 6. *Ventajas y desventajas del Modelo EMS (1995)*

Ventajas	Desventajas
Este modelo tiene en cuenta el comportamiento de la economía del país donde se encuentra la empresa. Adicional a lo anterior permite realizar calificaciones crediticias modificadas con indicadores específicos para anticipar el incumplimiento en países emergentes	Al ser un modelo con variables específicas se dificulta la aplicabilidad y comparabilidad entre empresas y países.

Fuente: Adaptada de “Medición integral del riesgo de crédito”, por Elizondo, Alan, 2003. México D.F, México. Editorial Limusa.

Modelo Credit Monitor de KMV para el cálculo de la frecuencia de incumplimiento esperada (EDF): Modelo de probabilidad desarrollado por la empresa KMV en el 2000, el cual permite estimar la frecuencia de incumplimiento esperado (EDF, por sus siglas en ingles). Este modelo permite obtener una medida de riesgo de incumplimiento con información del precio de la acción de una empresa, a través de una relación entre el valor del patrimonio y el valor de los activos a precios de mercado y el valor de las acciones con un riesgo atribuido y el riesgo de incumplimiento de los pasivos de la empresa (véase tabla 7).

Tabla 7. *Ventajas y desventajas del Modelo Credit Monitor de KMV para el cálculo de la frecuencia de incumplimiento esperada (EDF) (2000)*

Ventajas	Desventajas
Por ser empresas listadas en bolsa la información necesaria para el modelo se encuentra disponible.	Los valores que se calculan están sujetos a una volatilidad que en algunas ocasiones dependen de factores externos y no de la propia gestión de la compañía, es un modelo que solo sirve para empresas que se encuentran listadas en bolsa. Este modelo calcula la probabilidad de incumplimiento, pero no permite determinar los factores que llevaron a este, ni la contribución de cada una de las variables.

Fuente: Adaptada de "Medición integral del riesgo de crédito", por Elizondo, Alan, 2003. México D.F, México. Editorial Limusa.

Redes neuronales: desarrolladas inicialmente por McCulloch y Pitts en 1943 según Izaurieta, Saavedra (2000). Son una metodología que busca solución a diferentes problemas mediante una estructura que se asemeja al comportamiento del cerebro, utilizando procesos de aprendizaje. Bajo esta herramienta se utilizan algoritmos matemáticos para encontrar relaciones no lineales entre conjuntos de datos, buscando clasificarlos o predecir tendencias (véase tabla 8).

Las redes neuronales están definidas en dos grupos:

1. Redes supervisadas: son utilizadas para la extracción de datos a partir de las relaciones de entrada y salida, definidas previamente por el usuario.
2. No supervisadas: están definidas para clasificar, organizar y visualizar conjuntos de datos de alto volumen

Tabla 8. *Ventajas y desventajas del modelo de Redes Neuronales (1943)*

Ventajas	Desventajas
Estos modelos se entrenan, auto organizan y olvidan, tolerantes a fallas, flexibles, son hábiles en el proceso de asociar, evaluar o reconocer patrones	<ul style="list-style-type: none"> • Se dificulta obtener información respecto a la forma utilizada luego de la resolución de un problema. • Si se compara con los métodos tradicionales no brinda información de apoyo para el análisis, funcionamiento y tomas de decisiones. • Presentan dificultades ante la necesidad de obtener cálculos precisos.

Fuente: Adaptada de “Redes Neuronales Artificiales”, por Izaurieta, F. Saavedra, C. (2000). Departamento de física, Universidad de Concepción, Chile.

Ahora, tras centrar la atención en los modelos que aparecieron en el siglo XX para la medición de riesgo de crédito, se puede deducir que su construcción estuvo motivada por las distintas necesidades de los contextos organizacionales, sin embargo, el uso de la tecnología avanzada como la inteligencia artificial ha permitido generar avances e innovaciones en cuanto a la eliminación del juicio humano en los procesos de selección de clientes, así como en el desarrollo de procesos para una respuesta rápida a partir de la automatización.

A pesar de los avances expresados anteriormente, se observa que la literatura aún presenta un vacío en cuanto a información sobre modelos que se puedan aplicar al sector real, teniendo en cuenta que todos los factores que influyen en este sector son diferentes al ámbito financiero, por tener un campo de acción diversificado. No obstante, es la oportunidad para seguir apostando a la construcción de modelos adecuados a necesidades particulares de las empresas, independiente de su naturaleza; es entonces donde la visualización de modelos anteriores si bien sirven de base y orientación, no siempre van a permitir ser replicados tal cual se presentan.

Capítulo 3: Metodología

Diseño de la investigación

La presente investigación de carácter aplicado presenta un alcance exploratorio que aplica, como lo mencionan Hernández, Fernández y Baptista (2014), cuando “el objetivo es examinar un tema o problema de investigación poco estudiado, del cual se tienen muchas dudas o no se ha abordado antes” (pág 96) es decir:

En indagaciones exploratorias en las que las fuentes previas son escasas, el investigador comienza a adentrarse en el problema de estudio y a proponer cómo puede estar constituido tal dominio. De cualquier manera, en cada investigación uno debe probar que el instrumento utilizado es válido (Hernández, Fernández y Baptista, 2014, pág. 201).

Dicho alcance investigativo sustenta la presente investigación dado que los aportes de la literatura sobre medición de riesgo de crédito se han concentrado sobre todo en el sector financiero, dejando de lado las investigaciones del sector real que recientemente empiezan a emerger a raíz de la necesidad que tiene este sector por lograr un adecuado otorgamiento de crédito y de esta manera posibilitar la sostenibilidad financiera de los distintos negocios. A este argumento se agregan las intenciones específicas con las cuales se han venido construyendo modelos para el fin ya mencionado, lo que exige generar una solución específica a las necesidades presentes en el contexto de estudio; contribuyendo así al alcance exploratorio de la propuesta.

Así visto y teniendo en cuenta que el propósito de la investigación recae sobre la construcción de un modelo para la estimación del riesgo de crédito y la asignación de cupos de la cartera de una empresa ubicada en el sector textil, el método que permitió tal desarrollo

correspondió al experimental. En este sentido, al hablar de un experimento se está haciendo referencia a:

Un estudio en el que se manipulan intencionalmente una o más variables independientes (supuestas causas antecedentes), para analizar las consecuencias que la manipulación tiene sobre una o más variables dependientes (supuestos efectos consecuentes), dentro de una situación de control para el investigador (Fleiss, 2013; O'Brien, 2009 y Green, 2003, citados por Hernández, Fernández y Baptista, 2014, pág. 129).

La anterior explicación indica que los diseños experimentales entran en ejercicio cuando el investigador pretende establecer una relación causa-efecto, para lo cual se hace esencial la obtención intencional de la variable independiente y dependiente, donde la primera es considerada como la causa y la segunda por consiguiente como el efecto en la relación hipotética que se establezca.

Desde luego, los estudios experimentales siempre avanzan en estrecha relación con la teoría, lo que en principio implicó para el estudio recurrir al campo documental de donde se obtuvo la información sobre los modelos utilizados en el sector financiero para medir riesgo de crédito. Posteriormente, el método en mención se complementó con un enfoque cuantitativo para la identificación de indicadores acordes con características financieras de la cartera de la empresa contexto de estudio y su respectivo análisis estadístico; bases que luego permitieron la construcción del modelo que técnicamente permite obtener los nuevos cupos a asignar y su consecuente estimación de riesgo.

Diseño experimental

El universo estuvo integrado por una base de datos con 496 clientes antiguos y nuevos aliados a la empresa desde hace 50 años hasta la actualidad. Dicho número de clientes se

encuentran agrupados en las categorías de: distribuidores, marcas, confeccionistas, comercializadores internacionales y licitaciones.

De la totalidad señalada, la población del estudio se concentró en las categorías de: marcas con 132 clientes, confeccionistas con 30 clientes y comercializadores internacionales con 18 clientes (véase tabla 10), ya que representan el enfoque estratégico de la compañía y son los segmentos de mercado donde la empresa quiere crecer sin afectar la estabilidad financiera.

Por su parte, no son foco para la empresa los distribuidores, ya que presentan mayor capacidad de pago y cupos de crédito, lo que indica que el riesgo tiende a disminuir. En el caso de las licitaciones, éstos son negocios esporádicos y al tratarse de ventas para un ente gubernamental el manejo de cupo de crédito presenta condiciones especiales que desbordan el abordaje del modelo propuesto.

Ahora, contemplando los anteriores grupos de la población se plantearon los siguientes criterios de inclusión y exclusión que permitieron la identificación de la muestra final (véase tabla 9).

Tabla 9. *Criterios de inclusión y exclusión para la selección de la muestra*

Criterios de inclusión	Criterios de Exclusión
<ul style="list-style-type: none"> • Clientes categorizados en: marcas, confeccionistas y comercializadoras internacionales. • Clientes nacionales con 2 o más años de relación comercial con la empresa 	<ul style="list-style-type: none"> • Clientes categorizados en: distribuidores y licitaciones • Clientes nacionales con menos de 2 años de relación comercial • Clientes internacionales

-
- Clientes que tengan información financiera de los dos últimos años en la herramienta EMIS Benchmark.
 - Clientes con cartera al día o vencimientos no mayores a 30 días.
 - Consultas en centrales de riesgo (comportamiento de pago y calificación).
 - Los clientes deben tener un cupo de crédito con la empresa de estudio y debe estar asegurado por una entidad externa.
 - Cumplimiento de los criterios de SARLAFT por parte de los clientes.
 - Clientes que no se encuentren en procesos concursales o ley 1116
- Clientes que no tengan información financiera de los dos últimos años en la herramienta EMIS Benchmark.
 - Clientes con vencimiento mayor a 30 días.
 - Incumplimiento de los criterios de SARLAFT por parte de los clientes.
 - Clientes que se encuentren en procesos concursales o ley 1116
-

A partir de dichos criterios, la muestra queda establecida con 82 clientes (véase tabla 10) pertenecientes a la categoría de marcas, confeccionistas y comercializadores, que sirvieron de base para la construcción del modelo.

Tabla 10. *Distribución de la población y muestra*

Categorías	Número de clientes	Muestra
Distribuidores	294	0
Marcas	132	61
Confeccionistas	30	9

Categorías	Número de clientes	Muestra
Comercializadores internacionales	18	12
Licitaciones	22	0
Total	496	82

Fuente: elaboración propia a partir de información de la organización de estudio

Análisis de los datos

Una vez que seleccionados los 82 clientes bajo los criterios de inclusiones contemplados se procede a la definición de la variable independiente y dependiente del estudio teniendo en cuenta la hipótesis que afirma que el modelo de estimación de riesgo de crédito construido bajo las características de la cartera de la empresa de estudio permitirá la ampliación de los cupos que actualmente tienen los clientes según su categoría, pero esta vez sobre un riesgo calculado por la empresa y no por una entidad aseguradora externa.

Tabla 11. *Definición de variables del estudio*

Variables	Definición	Operacionalización	Indicadores
Independiente: Modelo de estimación de riesgo de crédito	Es una herramienta que permite identificar los indicadores y cuantificar el impacto económico que estas pueden ocasionar a una compañía.	Los indicadores se identifican mediante los estados financieros obtenidos en la herramientas EMIS Benchmark, en las bases de datos de la empresa, entrevistas, reporte de visitas a las empresas, referenciación comercial, consulta de centrales de riesgo	<ul style="list-style-type: none"> • Balance general (activos, pasivos y patrimonio) • Estado de resultados (Utilidad) • Flujo de efectivo (caja disponible) • Validación de información (centrales de riesgo, estados financieros) • Tiempo de relación con clientes o proveedores, comportamiento de pago, cupos disponibles

			<ul style="list-style-type: none"> • Comportamientos de pago, reportes, SARLAFT
Dependiente: Asignación de cupos	Monto determinado disponible para ser ofrecido a un cliente según la calificación establecida por un modelo de estimación de riesgo de crédito	Basados en la capacidad de pago que se calcula a partir de las variables incluidas en un modelo de medición de riesgo de crédito	<ul style="list-style-type: none"> • Utilidades y flujo de efectivo proyectados a dos años con revisiones semestrales

Construcción de indicadores financieros

Para realizar los análisis financieros de los clientes fue necesario el acceso a sus estados financieros de los dos últimos años (mínimo), los cuales se consultaron a través de la herramienta EMIS Benchmark, que se constituye como un sistema que provee información empresarial en línea a usuarios en el sector financiero, industria y comercial. Esta información es especialmente útil para apoyar las decisiones financieras y de mercadeo de las empresas.

El análisis de los estados financieros se realizó para observar el comportamiento de cada compañía, el nivel de endeudamiento, liquidez, solvencia, rentabilidad, y eficiencia, factores claves para desarrollar el presente trabajo, ya que a través de estos es posible determinar la capacidad de pago que tiene la empresa y, unido a otros factores ya mencionados, es posible determinar la capacidad de cupo que se puede otorgar adicional al que tienen actualmente.

Fases de desarrollo del modelo

El modelo de estimación de riesgo de crédito y asignación de cupos se propuso a partir de tres fases de desarrollo que se delimitan a continuación: preliminar, de análisis y de asignación (véase tabla 12).

Fase preliminar. En esta fase se recopiló la información necesaria para alimentar el modelo, los clientes que fueron sujetos de estudio y los indicadores que permitieron responder más adelante a la pregunta de investigación.

Fase de análisis. En esta fase del proceso se definieron las variables determinantes para realizar los cálculos dentro del modelo, permitiendo con ellas obtener resultados cuantificables.

Fase de asignación. En esta fase se le asigna un cupo de crédito a cada cliente asociado al riesgo de crédito, valores que permiten concluir acerca de la pregunta de investigación planteada en la fase preliminar.

Tabla 12. *Fases de desarrollo del modelo para la asignación de cupos de crédito*

Fases	Desarrollo del modelo
1. Fase preliminar	<ul style="list-style-type: none"> • Identificación de clientes de acuerdo con criterios de inclusión establecidos. • Consulta de estados financieros de los clientes. • Construcción de indicadores financieros.
	<ul style="list-style-type: none"> • Análisis estadístico a partir de los indicadores financieros (TABLA) para la identificación de aquellos que serían determinantes en el modelo. • Definición de parámetros: EBITDA e Intereses

2. Fase de análisis

- Definición de estándar EBITDA/Intereses de 1.5 veces (este indicador se estableció a partir de las coincidencias en la literatura al reportar que debe ser mayor a uno, con el fin de lograr una cobertura de los intereses generados por la deuda financiera por parte del EBITDA; sobre esta línea y atendiendo al alcance exploratorio del estudio, el indicador se amplió 0.5 veces)
- Con el estándar anterior y la siguiente fórmula: $(EBITDA/1.5) - \text{Intereses}$, se calculó el monto de la deuda que el cliente estaría en capacidad de soportar.
- Los valores obtenidos a partir de la fórmula se multiplican por un margen de seguridad del 70% establecido por un panel de expertos.
- Cálculo de intereses con tasa de interés promedio de crédito ordinario en Colombia (10.48% e.a.) para agosto de 2019 (Superintendencia Financiera de Colombia, 2019).
- De acuerdo con los intereses se calculó el nuevo cupo que podría ser asignado a los clientes de la muestra seleccionada.

3. Fase de asignación

- Cotejo de los cupos de crédito nuevos respecto de los cupos de crédito actuales para definir el valor mínimo entre el cupo otorgado por el modelo y el 50% del cupo asegurado.
 - Identificación del cupo final que será asignado a los clientes seleccionados una vez el modelo sea piloteado y aprobado por la empresa.
-

Capítulo 4: Resultados

La implementación de la estrategia metodológica propuesta permitió la obtención de los resultados que se presentan a continuación mediante tres subcapítulos que responden a los indicadores financieros para el cálculo del riesgo de crédito, la asignación de cupos y la probabilidad de incumplimiento, el análisis estadístico para la caracterización de los indicadores y finalmente la presentación del modelo.

Subcapítulo 1. Indicadores financieros para el cálculo del riesgo de crédito, la asignación de cupos y la probabilidad de incumplimiento

La elaboración de la batería de indicadores se realizó posterior a la identificación de los clientes bajo los criterios de inclusión establecidos en el apartado metodológico y conforme a la consulta de los estados financieros (2017-2018) condensados en el estado de resultados, balance y flujo de caja, información que permitió el cálculo de los indicadores que se señalan en la tabla 13.

En total se calcularon veintiséis indicadores: EBITDA, intereses, cobertura del gasto financiero por parte del EBITDA, deuda financiera, deuda financiera sobre EBITDA, razón corriente, prueba ácida, KT, KTNO, PKT, rotación de cartera, rotación de inventario, ciclo productivo, rotación de proveedores, días de cuentas por cobrar, días de cuentas por pagar, días de inventario, ciclo de efectivo, endeudamiento sin valorizaciones, deuda/ventas, crecimiento ventas, crecimiento utilidad operacional, crecimiento utilidad neta, margen operacional, margen EBITDA, margen neto. Dichos indicadores reflejan la realidad de cada compañía en los aspectos más importantes como rentabilidad, endeudamiento, liquidez, solvencia y eficiencia;

estos indicadores si bien son heterogéneos en volumen y número presentan ciertos factores en común.

Tabla 13. *Batería de indicadores financieros*

INDICADORES	ECUACION	DEFINICIÓN
EBITDA	Utilidad Operacional+ Depreciación y Amortización	Utilidad de una empresa antes de los intereses, impuestos, depreciación y amortización, que refleja el efectivo que la compañía percibe por sus operaciones, ya que las depreciaciones y amortizaciones no son gastos en efectivo de la empresa. Berk, J (2008)
INTERESES	- Gastos Financieros	Dinero pagado por el uso del dinero obtenido por medio de entidades financieras. Van Horne.J (2002)
COBERTURA DEL GASTO FINANCIERO POR PARTE DEL EBITDA	EBITDA/INTERESES	Razón de los gastos que la compañía hace por concepto de intereses. Cuando este valor es grande implica que la empresa gana mucho más de lo que requiere para cubrir el pago de intereses. Berk, J (2008)
DEUDA FINANCIERA	(Obligaciones Financieras + Obligaciones Financieras (LP))	Monto de dinero de entidades financieras que usa la empresa para general utilidades, tanto en el corto como largo plazo. Gitman, L. (2007).
DEUDA FINANCIERA SOBRE EBITDA	(Obligaciones Financieras + Obligaciones Financieras (LP))/ EBITDA	Mide la cantidad de veces (años) que la empresa tendría en pagar la deuda financiera que tiene. Gómez Salazar. E (2012)
RAZÓN CORRIENTE	ACTIVO CORRIENTE/ Total Pasivo Corriente	Mide la capacidad para cubrir las deudas de corto plazo con activos circulantes. Van Horne.J (2002)
PRUEBA ÁCIDA	(ACTIVO CORRIENTE - Inventario)/ Total Pasivo Corriente	Determina la capacidad para cubrir la deuda corriente con el activo circulante más líquido. Van Horne.J (2002)
KT	Deudores Comerciales + Inventario	Son los activos corrientes de la empresa que se convierten continuamente entre efectivo, inventarios, cuentas por cobrar y

		nuevamente a efectivo, con el fin de operar el negocio. Gitman, L. (2007).
KTNO	Deudores Comerciales + Inventario - Proveedores	Monto en el que los activos corrientes de una empresa exceden sus pasivos corrientes. Gitman, L. (2007).
PKT	KTNO/ Ventas	Eficiencia con la que son aprovechados los activos corrientes de la empresa.
ROTACIÓN DE CARTERA	Ventas / Deudores Comerciales	Mide el número de veces que las cuentas por cobrar se han convertido a lo largo del año. Van Horne.J (2002)
ROTACIÓN DE INVENTARIO	Costo de venta / Inventario	Mide el número de veces que el inventario se ha convertido a lo largo del año; proporciona información sobre la liquidez del inventario y la tendencia a tener existencias excesivas. Van Horne.J (2002)
CICLO PRODUCTIVO	DIAS DE INVENTARIO + DIAS DE CUENTAS POR COBRAR	Tempo que transcurre desde el inicio del ciclo productivo hasta el cobro del producto. Gitman, L. (2007).
ROTACIÓN DE PROVEEDORES	Costo de venta / Proveedores	Número de veces que las cuentas por pagar a proveedores rotan a lo largo de un año.
DÍAS DE CUENTAS POR COBRAR	360/ ROTACION DE CARTERA	Número promedio de días que las cuentas por cobrar permanecen pendientes antes de recuperarse. Van Horne.J (2002)
DÍAS DE CUENTAS POR PAGAR	360/ROTACION DE PROVEEDORES	Número promedio de días a los cuales la empresa paga a sus proveedores.
DÍAS DE INVENTARIO	360/ ROTACION DE INVENTARIO	Numero promedio de días que se mantiene el inventario antes de convertirlo en cuentas por cobrar a través de las ventas. Van Horne.J (2002)
CÍCLO DE EFECTIVO	DIAS DE INVENTARIO +DIAS DE CUENTAS POR COBRAR -DIAS DE CUENTAS POR PAGAR	Indicador que expresa en días el tiempo que permanecen estáticos los recursos de una compañía. Gitman, L. (2007).
ENDEUDAMIENTO SIN VALORIZACIONES	TOTAL PASIVO / (TOTAL ACTIVO- Valorizaciones)	Índice de endeudamiento total, teniendo en cuenta que al valor del activo se le disminuye la intangibilidad de las valorizaciones.

DEUDA/VENTAS	(Obligaciones Financieras + Obligaciones Financieras (LP))/ Ventas	Cubrimiento de la deuda por las ventas en un periodo de tiempo de un año.
CRECIMIENTO VENTAS	(Ventas 2018/ Ventas 2017)	Incremento % de las ventas con respecto al año anterior.
CRECIMIENTO UTILIDAD OPERACIONAL	Utilidad Operacional 2018/ Utilidad Operacional 2017	Incremento % de la utilidad operacional con respecto al año anterior.
CRECIMIENTO UTILIDAD NETA	Utilidad Neta 2018/ Utilidad Neta 2017	Incremento % de la utilidad neta con respecto al año anterior
MARGEN OPERACIONAL	Utilidad operacional/ Ventas	Razón que indica cuánto gana una compañía antes del pago de interés e impuestos. Berk, J (2008)
MARGEN EBITDA	EBITDA/ Ventas	Porcentaje de las ventas netas que se convierte en efectivo sin incluir depreciaciones y amortizaciones. Gómez Salazar. E (2012)
MARGEN NETO	Utilidad neta/ Ventas	Parámetro de rentabilidad de las ventas de una firma después del pago de intereses e impuestos. Van Horne.J (2002)

Fuente: elaboración a partir de diferentes autores

Posterior al cálculo y análisis de los valores encontrados, se realizó una comparación con los mismos indicadores del sector (véase apéndice A), para luego considerar el impacto de cada uno de los indicadores para los clientes y los cambios que surgieron por efecto de variación en las métricas. Luego de la evaluación de la batería de indicadores, se definieron como indicadores determinantes EBITDA y KTNO por las razones descritas a continuación:

- EBITDA: representa la caja que está generando la compañía por sus operaciones y su capacidad de pago, dato relevante para tener en cuenta dada la ampliación del cupo de crédito, la cual será una nueva obligación y afectará la capacidad de pago del cliente.
- KTNO: hace referencia al capital de trabajo con que cuenta la compañía (cuentas por pagar, cuentas por cobrar e inventarios), para este caso un incremento de cupo

incrementará las cuentas por pagar del cliente afectando el indicador, por lo que se debe analizar la afectación del nuevo cupo al flujo de caja dada la financiación adicional del capital de trabajo.

Estos primeros resultados representan la primera fase para la construcción del modelo por tanto se requiere de la siguiente fase que corresponde al análisis estadístico, el cual permitió determinar los indicadores financieros susceptibles de ser incluidos.

Subcapítulo 2. Análisis estadístico para la delimitación del campo de acción y la definición de las variables cuantitativas determinantes en el diseño del modelo.

Al analizar estadísticamente el indicador del EBITDA para todos los clientes seleccionados se obtiene una alta variabilidad que se evidencia con un coeficiente de variación del 275% y en la cantidad de datos atípicos que se observan en el diagrama de cajas y bigotes (*véase figura 1*). Dado este resultado, se decide realizar el resumen gráfico para los indicadores de cada uno de los subgrupos de clientes.

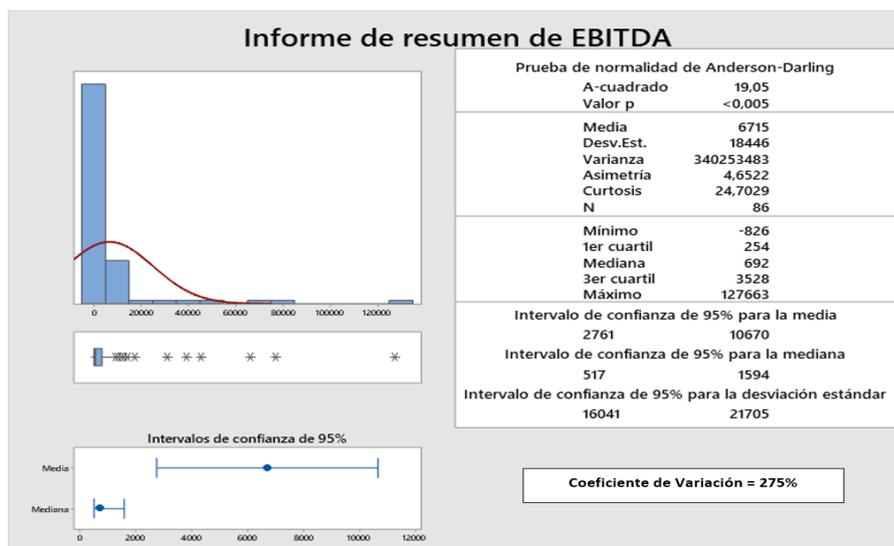


Figura 1. Informe de resumen de EBITDA

En la *figura 2* se observa que los datos presentan asimetría positiva con una gran concentración de valores (leptocurtica) y un coeficiente de variación de 162%. Se concluye que la media aritmética no es representativa y que los datos del canal C.I./TLC NACIONAL son heterogéneos, lo que indica que las empresas distan mucho en EBTIDA unas entre otras.

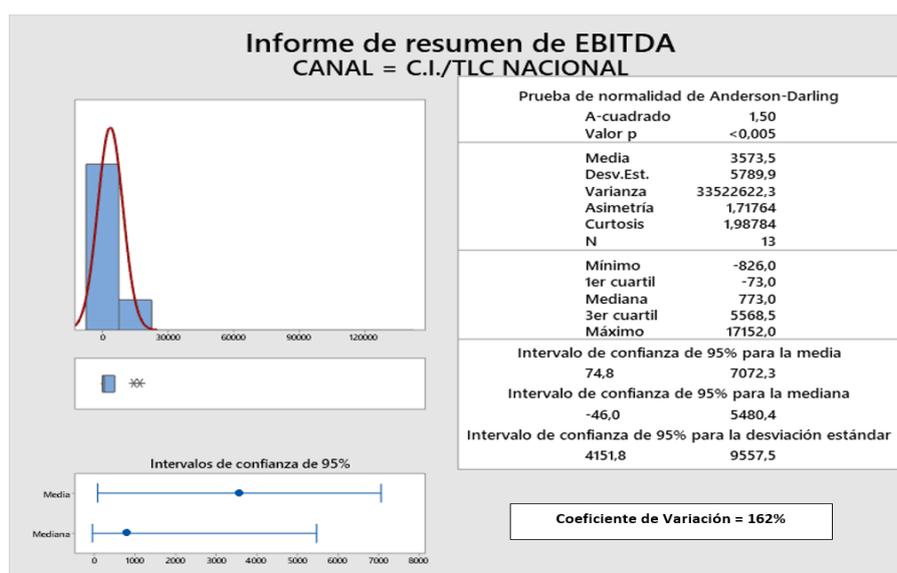


Figura 2. Informe de resumen de EBITDA CANAL: C.I./TLC NACIONAL

Para la *figura 3* igualmente se observa que los datos presentan asimetría positiva con una gran concentración de valores (leptocurtica) y un coeficiente de variación de 162%, se concluye que la media aritmética no es representativa y que los datos del canal confeccionista son heterogéneos, lo que indica que las empresas de distan mucho en EBTIDA unas entre otras .

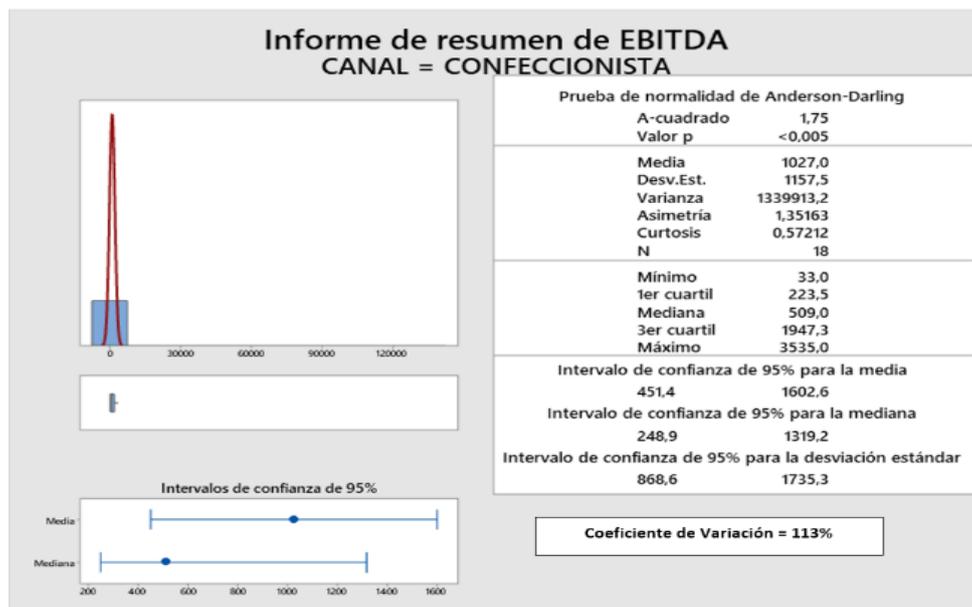


Figura 3. Informe de resumen de EBITDA CANAL: CONFECCIONISTA

Finalmente, se observa (véase *figura 4*) que los datos presentan asimetría positiva con una gran concentración de valores (leptocurtica) y un coeficiente de variación de 162%, se concluye que la media aritmética no es representativa y que los datos del canal marcas nacional son heterogéneos, lo que indica que las empresas de distan mucho en EBTIDA unas entre otras.

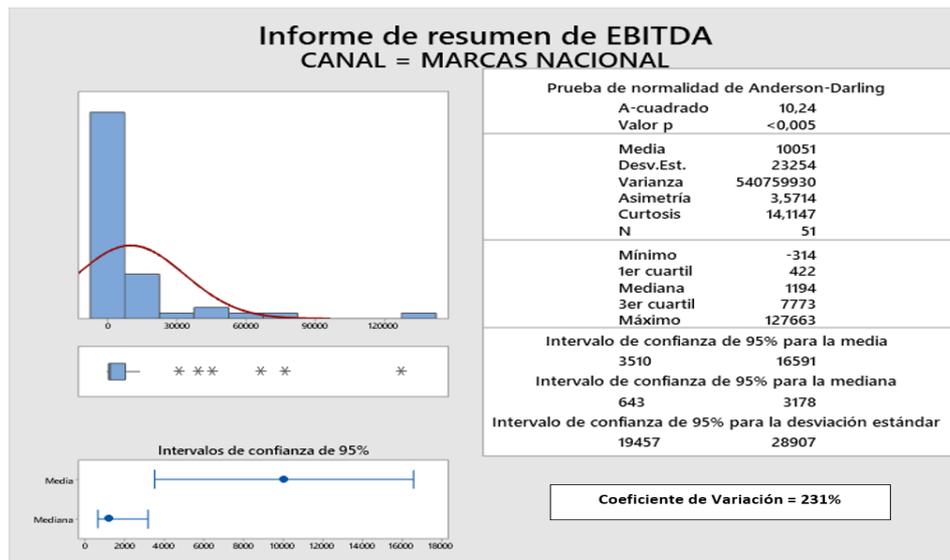


Figura 4. Informe de resumen de EBITDA CANAL = MARCAS NACIONAL

Se concluye de acuerdo con la figura 5 que el análisis para cada uno de los subgrupos permitió identificar que los clientes de marcas nacional son los que, aunque tienen mayor representación en los datos, también tienen la mayor variabilidad para el indicador del EBITDA.

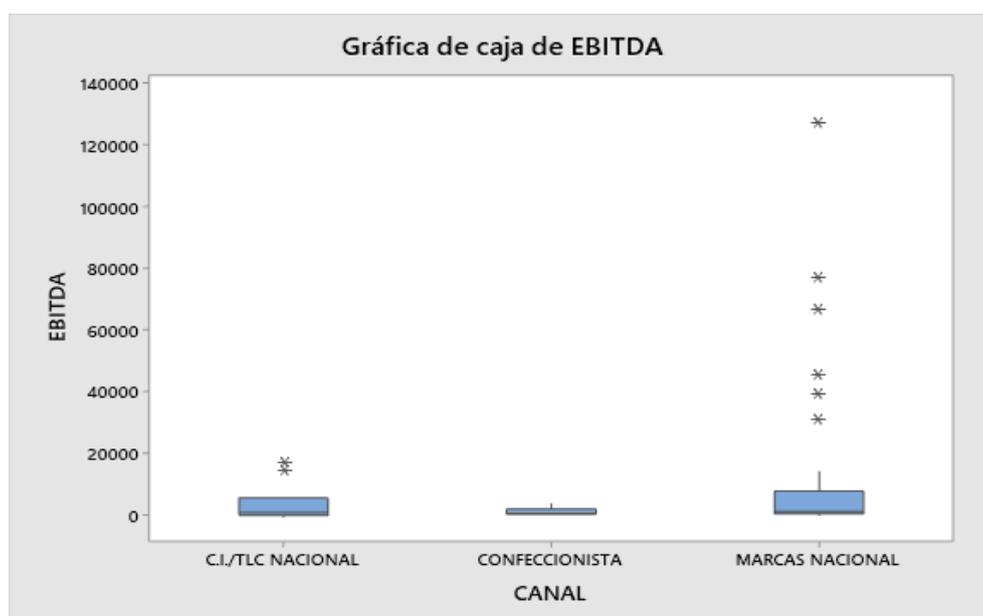


Figura 5. Gráfica de caja y bigotes de EBITDA.

Los intervalos de confianza que se muestran en la *figura 6*, muestran estadísticamente que, al no traslaparse los 3 intervalos, se tienen diferencias significativas para los datos EBITDA de todos los clientes seleccionados.

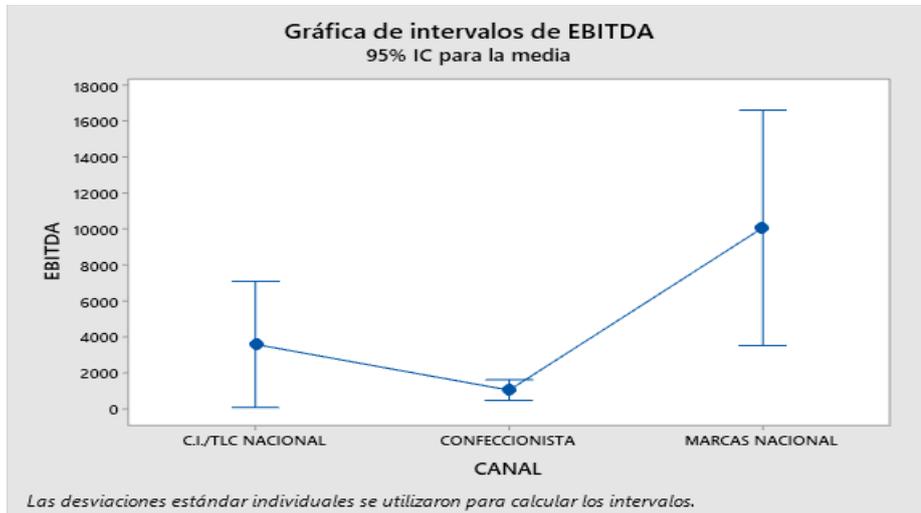


Figura 6. *Gráfica de intervalos de EBITDA.*

Pasando al indicador KTNO, al analizar estadísticamente este indicador para todos los clientes seleccionados se obtiene una alta variabilidad que se evidencia con un coeficiente de variación del 309% y en la cantidad de datos atípicos que se observan en el diagrama de cajas y bigotes (véase *figura 7*).

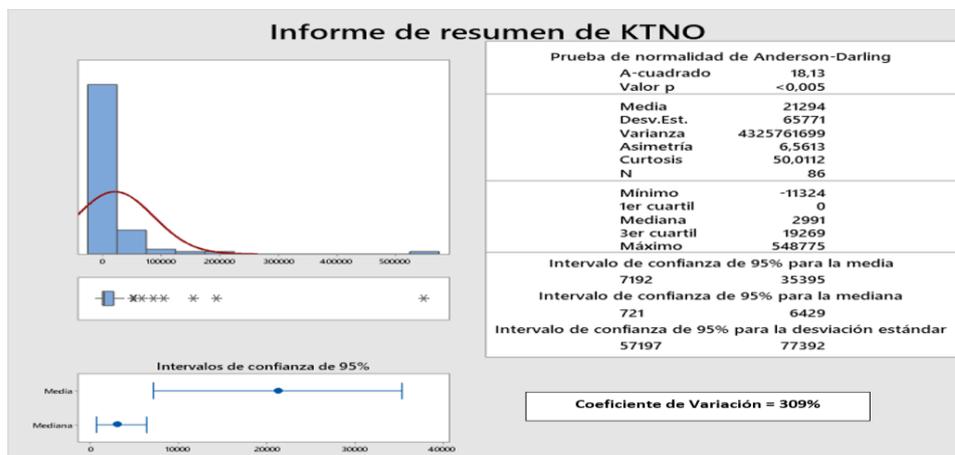


Figura 7. *Informe de resumen de KTNO.*

Dado lo anterior, se decide realizar el resumen gráfico para los indicadores de cada uno de los subgrupos de clientes.

En la *figura 8* se observa que los datos presentan asimetría positiva con una gran concentración de valores (leptocurtica) y un coeficiente de variación de 212%, se concluye que la media aritmética no es representativa y que los datos del canal C.I./TLC NACIONAL son heterogéneos, lo que indica que las empresas de distan mucho en KTNO unas entre otras.

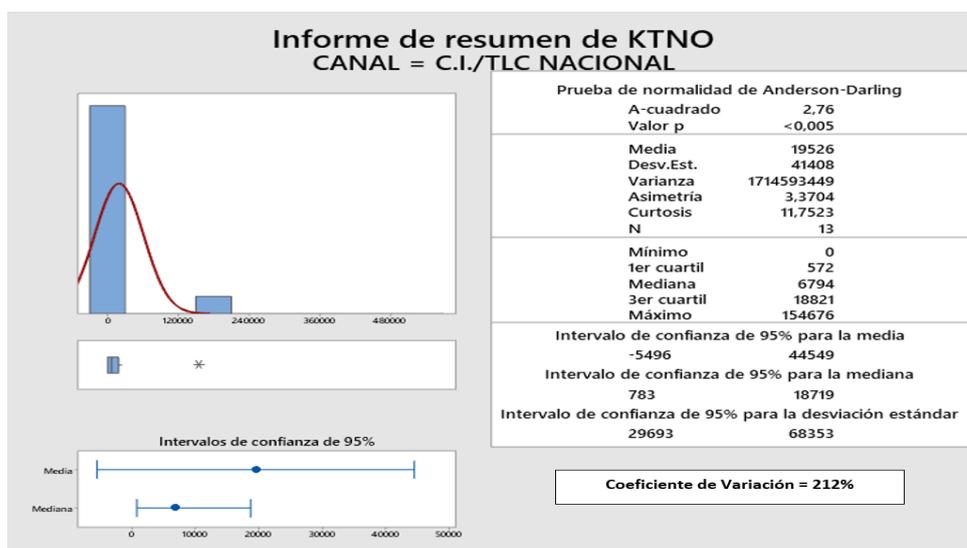


Figura 8. Informe de resumen de KTNO CANAL = C.I./TLC NACIONAL

Se observa que los datos presentan asimetría positiva con una gran concentración de valores (leptocurtica) y un coeficiente de variación de 199%, se concluye que la media aritmética no es representativa y que los datos del canal confeccionistas son heterogéneos, lo que indica que las empresas de distan mucho en KTNO unas entre otras (*véase figura 9*).

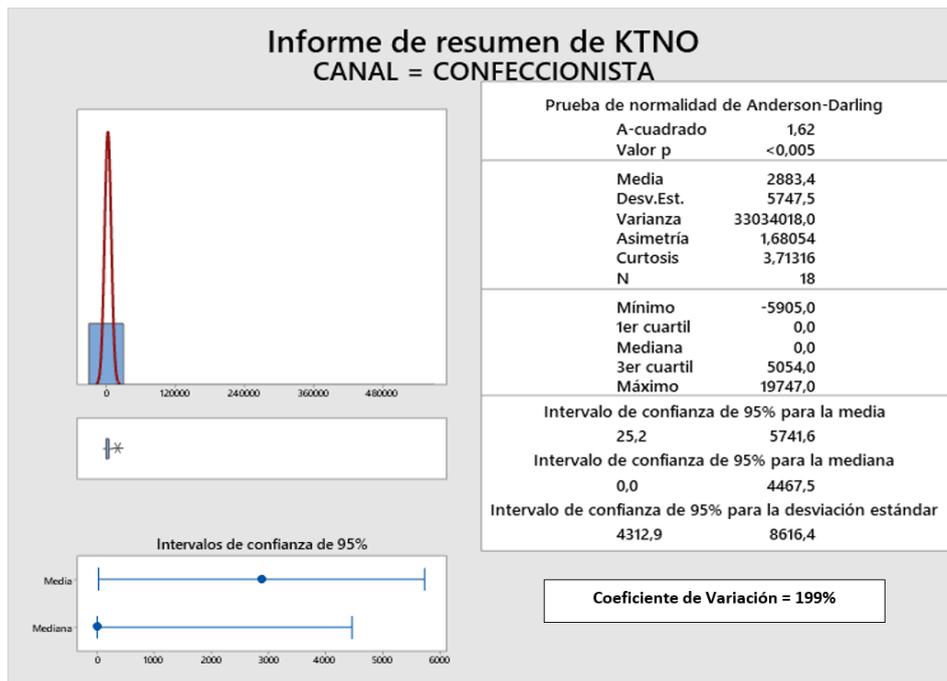


Figura 9. Informe de resumen de KTNO CANAL = CONFECCIONISTA

En la figura 10 se observa que los datos presentan asimetría positiva con una concentración de valores (leptocurtica) y un coeficiente de variación de 273%, se concluye que la media aritmética no es representativa y que los datos del canal marcas nacional son heterogéneos, lo que indica que las empresas de distan mucho en KTNO unas entre otras.

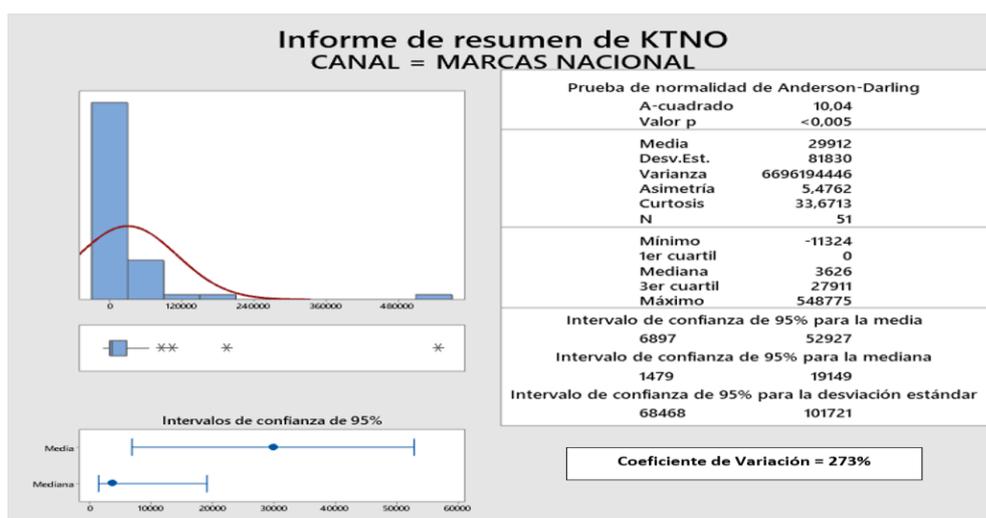


Figura 10. Informe de resumen de KTNO CANAL = MARCAS NACIONAL

El análisis para cada uno de los subgrupos, permite identificar que los clientes de marcas nacional son los que, aunque tienen mayor representación en los datos también tienen la mayor variabilidad para el indicador del KTNO, según lo que se observa en la *figura 11*.

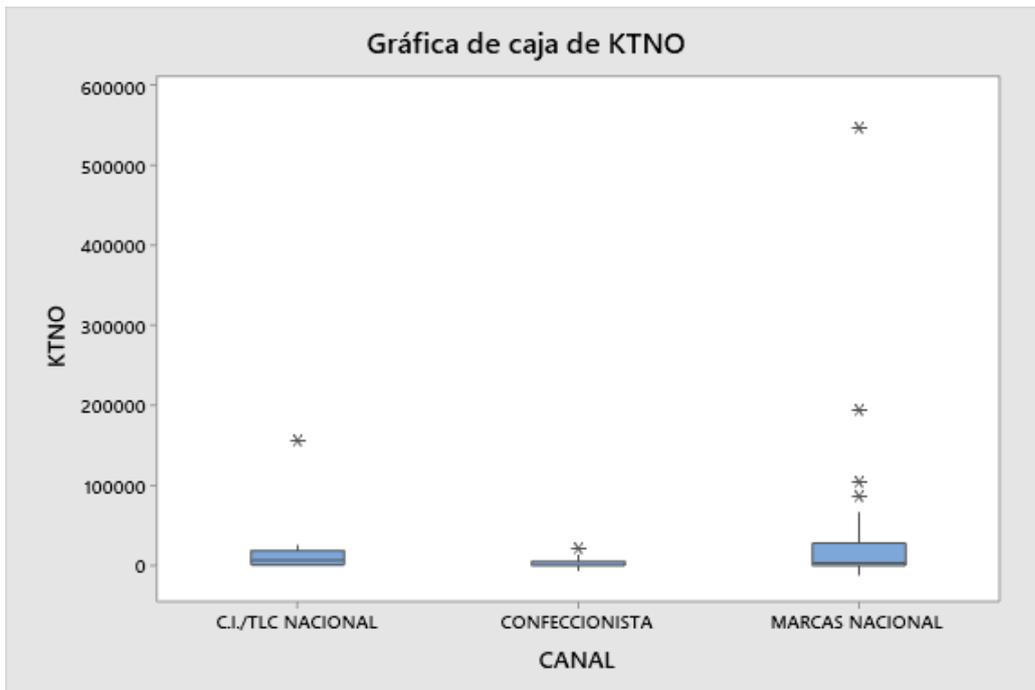


Figura 11. Gráfica de cajas y bigotes de KTNO

Los intervalos de confianza que se muestran en la *figura 12*, muestran estadísticamente que, al no traslaparse los 3 intervalos, se tienen diferencias significativas para los datos de KTNO de todos los clientes seleccionados.

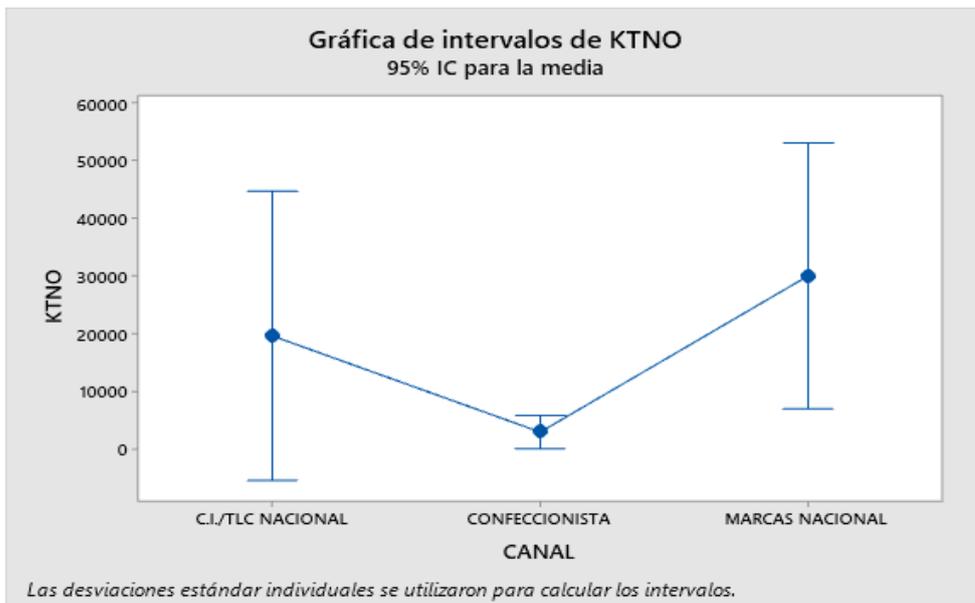


Figura 12. Gráfica de intervalos de KTNO

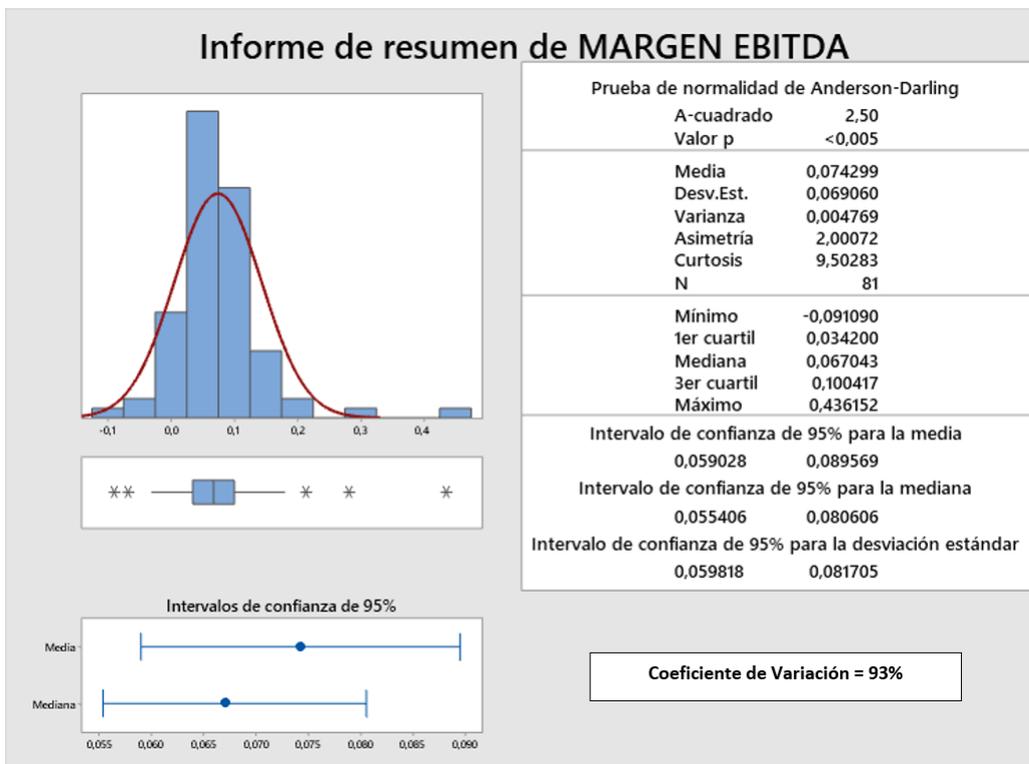
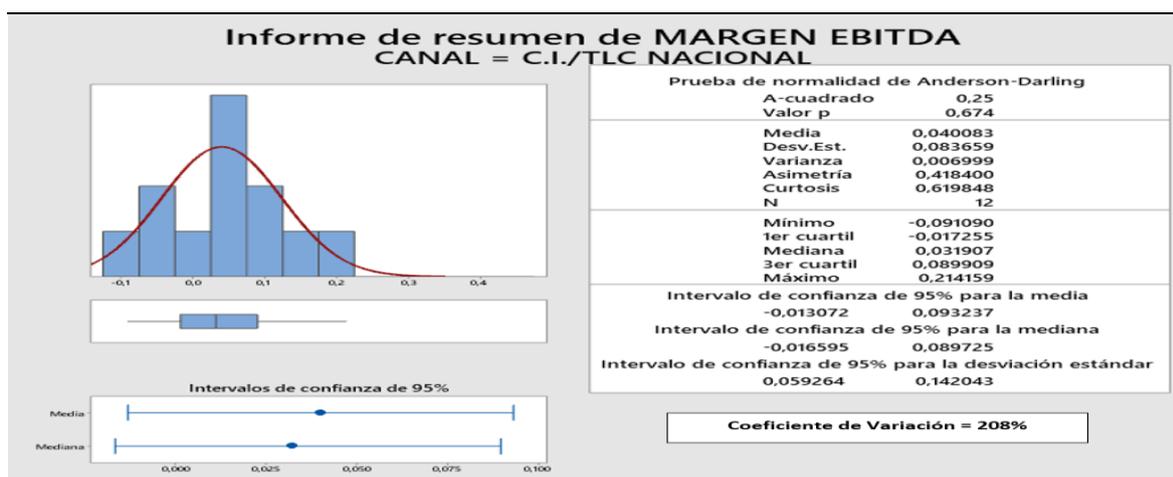
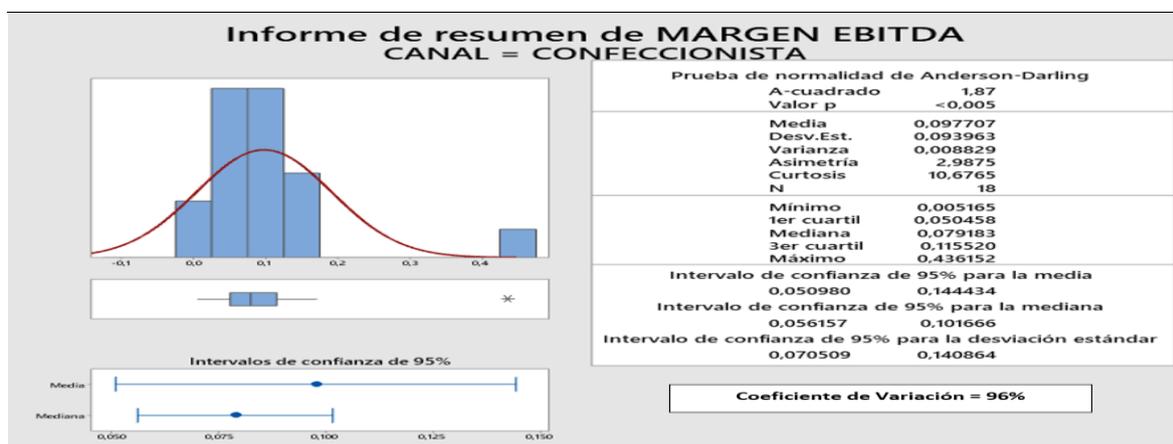


Figura 13. Informes de resumen de MARGEN EBITDA

Resultados de Canal: C.I./TLC Nacional



Resultados de Canal: confeccionista



Resultados de canal: marcas nacional

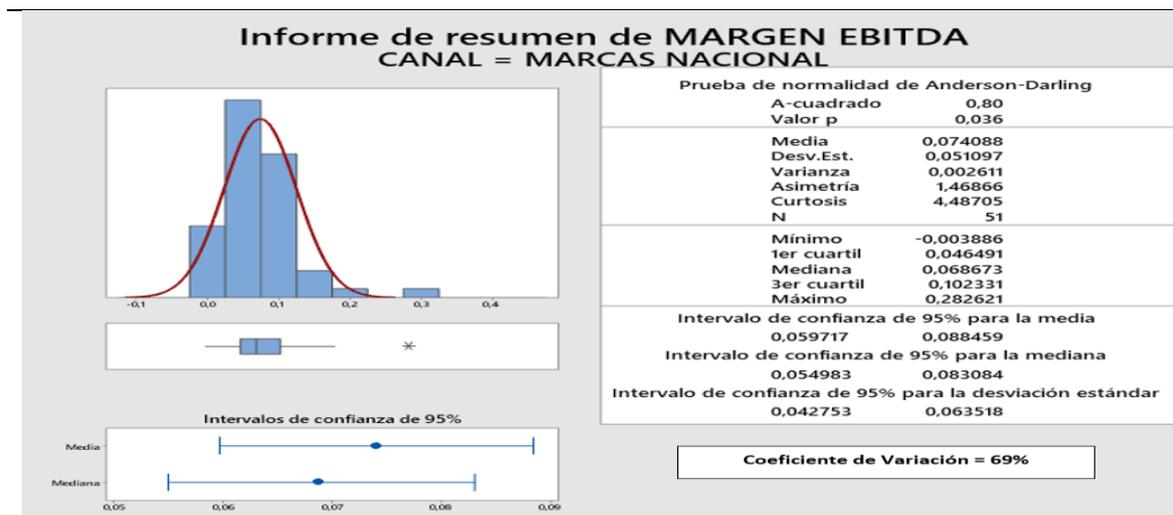


Figura 14. Margen EBITDA por Canales

Al analizar cada uno de los subgrupos en la *figura 13* y las que componen la *figura 14*, permite identificar que los clientes de C.I./TLC NACIONAL son los que tienen mayor representación en los datos y los clientes confeccionistas tienen mayor variabilidad para el indicador margen EBITDA (véase *figura 15*).

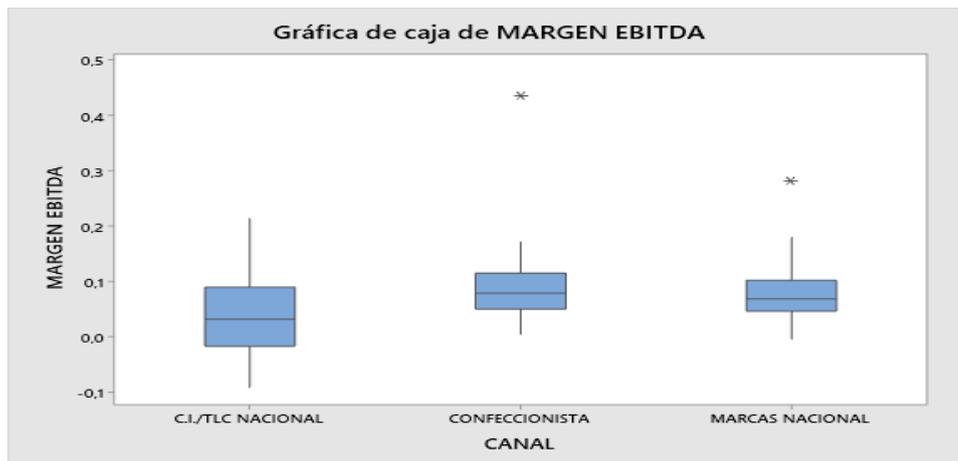


Figura 15. Gráfica de cajas y bigotes de Margen EBITDA.

Los intervalos de confianza que se muestran en la *figura 16*, muestran estadísticamente que, al no traslaparse los 3 intervalos, se tienen diferencias significativas para los datos de margen EBITDA de todos los clientes seleccionados.

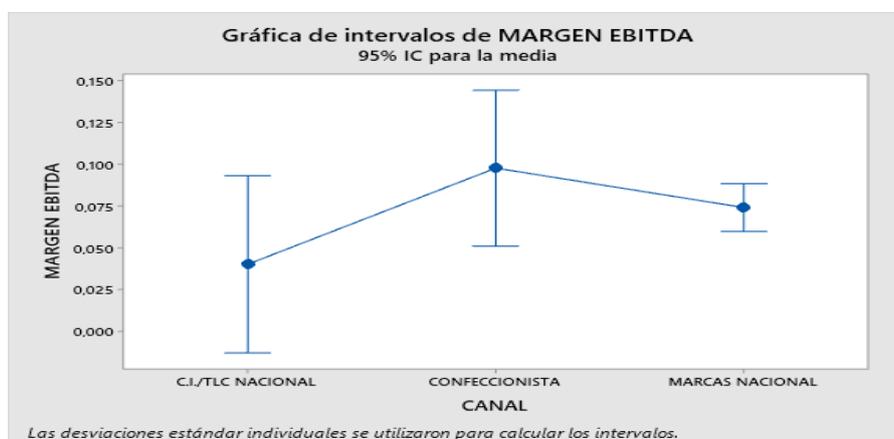


Figura 16. Gráfica de intervalos de Margen EBITDA

Luego de analizar los intervalos de confianza se procedió a analizar los datos con una distribución de probabilidad t-Student, dado que la muestra es relativamente pequeña y no se tiene una varianza poblacional conocida (véase tabla 14).

Tabla 14. *t-Student Margen EBITDA*

N	Media	Desviación estándar	Error estándar de la media	IC de 95% para μ
81	0,07430	0,06906	0,00767	(0,05903; 0,08957)

Nota. Fuente: μ : media de Margen EBITDA. Obtenida a partir de la figura 13. Informes de resumen de MARGEN EBITDA

Una vez obtenido los estadísticos para el MARGEN EBITDA se realiza una prueba de hipótesis para igualdad de medias, con varianza poblacional desconocida. Esta prueba se realiza con el fin de validar si respecto al indicador del Margen EBITDA, los datos de las empresas seleccionadas son congruentes con los datos del sector en general.

Hipótesis nula $H_0: \mu =$
0,0809

Hipótesis $H_1: \mu \neq$
alterna 0,0809

Dado que el valor p (0,392) es mayor que el nivel de significancia (0,05), se puede afirmar con un 95% de confianza que los datos de los clientes seleccionados pertenecen, o son congruentes, con los datos del sector en general.

Tabla 15. *Valor P*

Valor T	Valor p
-0,86	0,392

Subcapítulo 3. Modelo para la estimación del riesgo y la asignación de cupos

La cartera de la empresa de estudio a cierre del año 2018 se compone de un mix de clientes nacionales e internacionales, con una participación aproximada de 70%-30% respectivamente, a su vez cuenta con una categorización de sus clientes en cinco líneas.

Tabla 16. *Participación por tipos de clientes*

Categoría de venta	% Participación
Distribuidores	57.4%
Marcas	28.0%
C.I./TLC	5.8%
Licitaciones	4.5%
Confecciones	4.2%

Fuente: elaboración propia a partir de datos suministrados por la empresa

El enfoque estratégico de la compañía presenta como cliente objetivo las empresas de confección, por lo que el presente trabajo está enfocado en tres de las cinco líneas de negocio asociadas a los clientes objetivo (marcas, C.I./TLC y confeccionistas), lo que corresponde al 36.8% del total de los clientes.

Pérdida esperada

$$PE = PD * LGD * EAD$$

Donde:

- PE: Pérdida esperada.
- PD: Probabilidad de incumplimiento.
- LGD: Gravedad. Pérdida en caso de incumplimiento (Tasa de recuperación).
- EAD: Equivalencia del préstamo o exposición al incumplimiento.

Cálculo de la probabilidad de Incumplimiento - PD:

Se debe tener en cuenta que la cartera de estudio presenta un plazo de pago para los clientes nacionales de 90 días y 120 días para los clientes del exterior, a partir del día siguiente del término de este tiempo se considera como cartera vencida.

Debido a que la cartera se encuentra asegurada, el límite para el reporte de incumplimiento del pago de un cliente es de 121 días. Luego, para hallar el valor de la probabilidad de incumplimiento se utilizó el modelo de matrices de transición obteniendo lo que se indica en la tabla 17.

Estas matrices comprenden un periodo de doce meses e incluyen 159 y 154 clientes respectivamente, en la segunda matriz se presenta un porcentaje de 2.4% el cual se considera relevante para la estimación de la pérdida esperada, sin embargo, se puede concluir que el periodo de tiempo evaluado no es adecuado dada la estacionalidad marcada del negocio y la rotación de cuentas por cobrar de la compañía (ciclo de recaudo de 90 días), lo que no permite concluir acerca del cálculo de la pérdida esperada para este lapso de tiempo.

Tabla 17. *Matriz de transición para 12 meses (Diciembre 2017-2018; Marzo 2018-2019)*

Dic 17 - Dic 18	Al día	1-30	31-60	61-90	91-120	> 121 días
Al día	80.0%	13.6%	5.7%	0.7%	0.0%	0.0%
1-30	75.3%	21.3%	2.9%	0.5%	0.0%	0.0%
31-60	59.6%	27.4%	12.7%	0.3%	0.0%	0.0%
61-90	84.7%	9.7%	4.8%	0.8%	0.0%	0.0%
91-120	50.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
> 121 días	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%

Mar 18 - Mar 19	Al día	1-30	31-60	> 121 días
Al día	86.0%	6.3%	3.7%	2.4%
1-30	84.6%	9.3%	3.9%	2.3%
31-60	63.4%	7.8%	3.1%	0.8%
> 121 días	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%

En la tabla 18 se presentan las matrices en un periodo de seis meses, con una muestra de 148, 157, 181 y 186 clientes respectivamente. Las probabilidades para este periodo de tiempo más relevantes se encuentran entre 2.6% y 2.8%, se considera importante este rango de datos y el tiempo de estudio en las matrices se ajusta más a la realidad del negocio de la compañía.

Tabla 18. *Matriz de transición para 6 meses (Diciembre 2017- Marzo 2019)*

Dic 17 - Jun 18	Al día	1-30	31-60	61-90	91-120	
Al día	71.9%	23.0%	4.4%	0.7%	0.0%	
1-30	67.0%	25.6%	6.9%	0.5%	0.0%	
31-60	73.2%	13.3%	12.9%	0.6%	0.0%	
61-90	76.5%	20.0%	2.6%	0.9%	0.0%	
91-120	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	
Mar 18 - Sep 18	Al día	1-30	31-60	61-90	> 121 días	
Al día	75.1%	17.7%	3.8%	2.5%	1.0%	
1-30	57.2%	16.6%	3.1%	4.5%	1.1%	
31-60	46.5%	16.7%	3.1%	8.7%	0.0%	
61-90	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	
> 121 días	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	
Jun 18 - Dic 18	Al día	1-30	31-60	61-90	91-120	> 121 días
Al día	79.8%	14.9%	2.6%	0.6%	0.3%	1.0%
1-30	73.0%	15.5%	3.5%	1.9%	0.7%	2.6%
31-60	22.2%	30.6%	45.4%	0.0%	0.9%	0.9%
61-90	66.7%	25.0%	2.8%	0.0%	2.8%	2.8%
91-120	0.0%	50.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
> 121 días	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
Sep 18 - Mar 19	Al día	1-30	31-60	61-90	> 121 días	
Al día	83.8%	8.8%	3.7%	1.2%	2.6%	
1-30	85.2%	8.7%	3.8%	1.1%	1.1%	
31-60	83.6%	9.5%	5.0%	1.0%	1.0%	
61-90	84.2%	10.9%	3.5%	0.7%	0.7%	
> 121 días	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	

En la tabla 19, las matrices corresponden a un periodo de tiempo de cuatro meses, con una muestra de 155, 154, 172 y 173 clientes respectivamente. El rango observado para este lapso de tiempo está entre 1.5% y 6.3%. El dato correspondiente a 16.7% de probabilidad de incumplimiento se considera como un dato atípico, correspondiente a la estacionalidad marcada

por demanda de capital de trabajo en la época correspondiente al segundo semestre del año, cifra que se revierte si se compara en el mismo rango de tiempo para cierre de año, donde los clientes normalizan su caja.

Tabla 19. *Matriz de transición para 4 meses (Diciembre 2017- Enero 2019)*

Dic 17 - Abr 18	Al día	1-30	31-60	61-90	91-120	
Al día	78.3%	20.4%	0.7%	0.0%	0.6%	
1-30	68.5%	25.8%	4.2%	0.0%	1.5%	
31-60	82.6%	16.5%	0.8%	0.0%	0.0%	
61-90	82.6%	16.5%	0.8%	0.0%	0.0%	
91-120	100.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	
Mar 18 - Jul 18	Al día	1-30	31-60	61-90	91-120	
Al día	76.3%	20.3%	0.8%	2.4%	0.2%	
1-30	58.3%	23.2%	0.4%	5.1%	0.0%	
31-60	12.0%	16.0%	6.3%	9.5%	6.3%	
61-90	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	
91-120	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	
Jun 18 - Oct 18	Al día	1-30	31-60	61-90	91-120	> 121 días
Al día	75.7%	18.9%	2.1%	1.9%	1.4%	0.0%
1-30	69.3%	17.8%	2.5%	4.2%	3.4%	2.8%
31-60	50.7%	12.1%	1.7%	17.8%	0.9%	16.7%
61-90	61.1%	27.8%	5.6%	0.0%	5.6%	0.0%
91-120	0.0%	50.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
> 121 días	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
Sep 18 - Ene 19	Al día	1-30	31-60	61-90	> 121 días	
Al día	75.7%	21.3%	1.8%	1.2%	0.0%	
1-30	68.9%	27.3%	2.1%	1.7%	0.0%	
31-60	66.6%	28.2%	2.7%	2.4%	0.0%	
61-90	63.0%	31.0%	3.0%	2.9%	0.0%	
> 121 días	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%	

De acuerdo con los anteriores datos se evidencia que el rango para el cálculo de la probabilidad esperada se encuentra entre 1.5% y 6.3%, siendo los datos 2.6% y 2.8% los que más se repiten, sin embargo, se realizarán los cálculos con 6.3% por considerarlo el dato más

conservador. El promedio de clientes a lo largo del estudio de las matrices fue de 164. Luego, el cálculo de gravedad o pérdida en caso de incumplimiento (Tasa de recuperación) – LGD siguiendo la *figura 17* fue de: 37.14%.

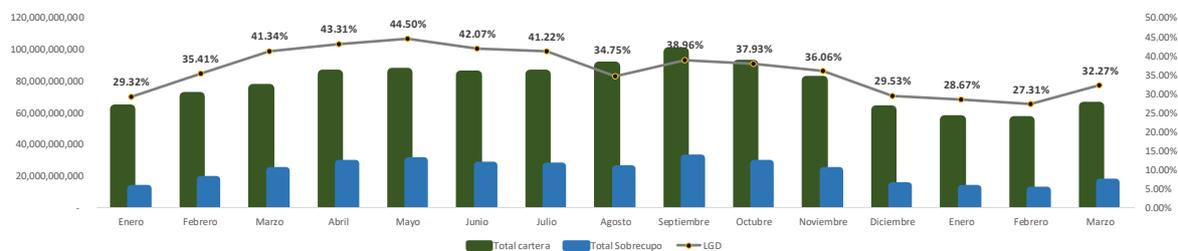


Figura 17. Cálculos mensuales de LGD

Para el cálculo de equivalencia del préstamo o exposición al incumplimiento – EAD se presenta a continuación teniendo en cuenta el monto total de la cartera a cierre de marzo de 2019 corresponde a COP 64,220 millones.

$$PE = 6.3\% * 37.14\% * COP 64,220 \text{ millones}$$

$$PE = COP 1,502 \text{ millones}$$

Ventas históricas (COP millones)

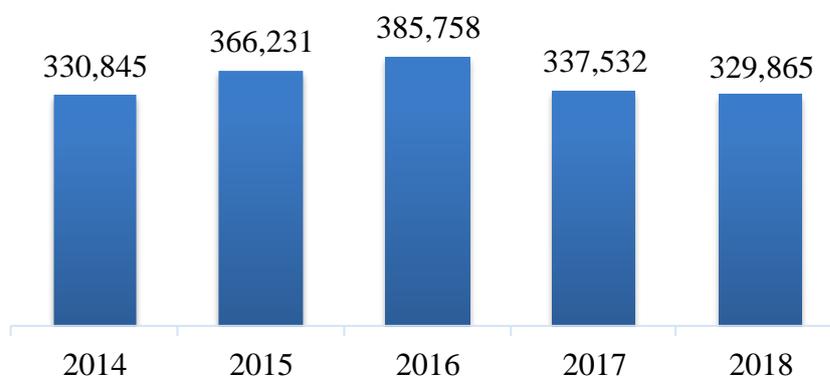


Figura 18. Histórico de ventas de la empresa de estudio.

Con la realización del ejercicio dado por las matrices de transición, se obtuvo una pérdida esperada de COP 1.502 millones que, al compararse con la cartera a cierre de marzo, corresponde al 2.34%, y en los últimos 15 meses el máximo valor fue de 2.72% y el mínimo de 1.52%.

El diseño del modelo presenta un análisis con los 82 clientes que cumplieron todos los criterios de inclusión señalados en el apartado metodológico. Este filtro si bien permitió que algunos clientes hicieran parte de una base de datos de elegibles para la asignación del crédito adicional, no garantizó tal posibilidad, dado el reajuste que realizó el modelo una vez operacionalizó los criterios de la tabla 20 bajo sus respectivos parámetros.

Tabla 20. *Operacionalización de criterios*

Criterio	Parámetro
1. Calificación por altura de mora: AA	AA: mora menor a 30 días A: mora menor a 60 días BB: mora menor a 90 días B: mora menor a 120 días CC: mora menor a 150 días D: mora superior a 150 días
2. Comportamiento de pago con la empresa de estudio:	Durante los últimos 24 meses el cliente puede haber alcanzado máximo dos moras de hasta 60 días.
3. En la fecha de corte de la modelación el cliente debe estar al día con la empresa de estudio.	Vencimiento menor a 30 días
4. El EBITDA	Debe ser superior a los intereses

Como resultados del modelo se obtuvo que:

- El modelo otorgó un cupo de COP 7,782 millones para un periodo trimestral, es decir, COP 31,128 millones, distribuido en 45 clientes.
- De la base total de clientes activos el modelo permitió la ampliación de cupo para el 9.1% del total de los clientes y 54.9 % de la muestra.
- El total del nuevo cupo de crédito otorgado representa el 9.5% de las ventas del último año fiscal de la empresa de estudio.
- El incremento de los cupos arrojados por el modelo corresponde al 40% de los cupos de crédito ya otorgados a mismos clientes.

Adicional al análisis arrojado por el modelo estadístico para la asignación de cupos, la empresa debe considerar los indicadores cualitativos como complemento para la disminución del riesgo de crédito; de esta manera, es necesario considerar la revisión de los reportes antes las centrales de riesgo, el comportamiento de pago ante las entidades financieras y el reporte ofrecido por el Sistema de Administración del Riesgo de Lavado de Activos y de la Financiación del Terrorismo -Sarlaft-.

Capítulo 5: Conclusiones y recomendaciones

Conclusiones

Los indicadores financieros identificados correspondieron a los más usados dentro de los análisis financieros y en su conjunto contribuyeron al análisis de la salud financiera de cada cliente, así como para ajustar la base de datos conforme a los indicadores que resultaron ser significativos (EBITDA e Intereses) de acuerdo con la implementación del análisis estadístico que permitió observar las características de los indicadores cuantitativos y evidenciar su significancia. Sin embargo, es procedente considerar los indicadores cualitativos como respaldo al resultado ofrecido por el modelo estadístico para la asignación de cupos.

Por su parte, los indicadores excluidos resaltan nuevamente la pertinencia de los análisis adecuados a cada sector productivo y las características específicas de las empresas, lo que indica que con dificultad se podrá disponer de un modelo estándar que cubra todas las especificaciones financieras requeridas para la estimación de riesgo de crédito.

Tras los análisis previos, la construcción del modelo brinda una posibilidad tentadora tanto para la empresa de estudio como para sus clientes, ya que ambas partes generarían mayores ventas e incremento en sus retornos de inversión, fortaleciendo de esta manera el vínculo comercial.

Implicaciones

- A futuro se espera que la asignación de cupos permita el aumento de las ventas.

- La implicación de cupos significará un aumento en la pérdida esperada de la empresa de estudio, lo que conlleva a la modificación de la política de deterioro de la cartera de la compañía.
- Bajo el escenario de investigación planteado en este trabajo, la rentabilidad producto de un incremento de cupos de crédito será superior a la pérdida esperada.

Recomendaciones

- La base de datos de la empresa debe seguirse consolidando con los nuevos clientes que ingresen de modo que puedan ser tenidos en cuenta dentro del modelo.
- Se deben realizar mensualmente las calificaciones en centrales de riesgo de los clientes y el comportamiento de pago con la empresa de estudio.
- Se deben actualizar los estados financieros con corte anual al cierre de cada periodo fiscal.
- Se deben revisar nuevamente los criterios de inclusión y exclusión después de actualizar los estados financieros.
- En caso de que la compañía decida realizar la implicación de cupos, se recomienda la formalización de las políticas y designar un área para la continua revisión de esta.
- Se recomienda al área encargada construir una hoja de vida para cada uno de los clientes donde se detalle las condiciones de administración y se realicen visitas periódicas a criterio de los analistas.

Referencias

- Banco de la República. (2017). Sistema financiero. Colombia. Disponible en: https://enciclopedia.banrepcultural.org/index.php?title=Sistema_financiero
- Beaver, W. (1967). Financial ratios as predictors of failures. *Journal of accounting research* (4),71-111.
- Berk. J. y Demarzo. P. (2008). Finanzas corporativas. México. Editorial Pearson educación.
- Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. (2013). Carta Estatutaria. Banco de Pagos Internacionales. Recuperado de: https://www.bis.org/bcbs/charter_es.pdf
- Elizondo, Alan. (2003). Medición integral del riesgo de crédito. México D.F, México. Editorial Limusa.
- Fernández Collado. C, Baptista Lucio. P. (2014). Metodología de la investigación. México D.F, México. Editorial Mc Graw Hill Education.
- Gitman, L. (2007). Principios de administración financiera. México. Editorial Pearson educación.
- Gómez E. y Vélez. R. (2012). Análisis financiero: un enfoque gerencial. Colombia. Universidad EAFIT.
- Gutiérrez R, Javier. (2010). Un análisis de riesgo de crédito de las empresas del sector real y sus determinantes. *Temas de estabilidad financiera* (46). Recuperado de http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/tref_mar_2010_0.pdf.
- Henao Jassan, R (2013). Scoring de seguimiento para el cálculo de perdidas esperadas y capital económico para una cartera de consumo de una entidad financiera colombiana. Recuperado de: https://repository.eafit.edu.co/xmlui/bitstream/handle/10784/1446/HenaoJassan_Rodrigo_2013.pdf?sequence=1
- Izaurieta, F y Saavedra, C. (2000). Redes Neuronales Artificiales. Departamento de física, Universidad de Concepción, Chile.

Lara Haro, A. (2005). Medición y control de riesgos financieros, México D.F, México. Editorial Limusa.

Leal Fica, A. L., Aranguiz Casanova, M. A., y Gallegos Mardones, J. (2017). Análisis de riesgo crediticio, propuesta del modelo credit scoring. Revista Facultad De Ciencias Económicas, 26(1), 181-207. Recuperado de <https://doi.org/10.18359/rfce.2666>

Martínez A, Oscar (2003). Determinantes de fragilidad en las empresas colombianas. Borradores de economía. Recuperado de <http://www.banrep.gov.co/es/borrador-259>

Ochoa P, Juan C., & Galeano M, Wilinton., & Agudelo V. Luis. (2010). Construcción de un modelo de scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera. Perfil de coyuntura económica, 16 (191-222). Recuperado de <https://aprendeenlinea.udea.edu.co/revistas/index.php/coyuntura/article/view/9634/8875>.

Pérez Ramírez, F. y Fernández Castaño, H., (2007). Las redes neuronales y la evaluación del riesgo de crédito. Revista Ingenierías Universidad Medellín, 6(10), 77-91. Recuperado de <https://revistas.udem.edu.co/index.php/ingenierias/article/view/225>.

Real Academia Española. (2014). Diccionario de la lengua española (23.a ed.). Consultado en <http://www.rae.es/rae.html>

Rodríguez, O. M. (2008). El crédito comercial: marco conceptual y revision de la literatra. Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa. 14 (3), 35-54.

Ruano D, Carlos J. y Molano F, Alejandro (2015). Medición del riesgo de crédito para empresas del sector cuero calzado en Colombia para el periodo 2008-2013. Recuperado de <https://repository.eafit.edu.co/handle/10784/7416>

Saavedra G, María. y Saavedra G, Máximo (2010). Modelos para medir el riesgo de crédito de la banca. Cuadernos de administración, 23(40). Recuperado de https://revistas.javeriana.edu.co/index.php/cuadernos_admon/article/view/3820.

Sepúlveda R, Claudia., Reina G, Walter. y Gutiérrez B, Juan C. (2012). Estimación del riesgo de crédito en empresas del sector real en Colombia. Estudios gerenciales (28). Recuperado de <https://repository.eafit.edu.co/handle/10784/7643>.

Somayeh Moradi, Farimah Mokhatab Rafiei. (2019). A dynamic credit risk assessment model with data mining techniques: evidence from Iranian banks. Financial Innovation 2019. Recuperado de <https://jfin-swufe.springeropen.com/articles/10.1186/s40854-019-0121-9>.

Soler Ramos, Jose., Kim B, Stanking., Calle Ayuso, A., Beato Paulina., Botin O'Shea E., Escrig Meliá, M., Falero Carrasco, B. (1999). Gestión de riesgos financieros Un enfoque práctico para países latinoamericanos. Banco interamericano de desarrollo grupo Santander, Washington DC. IDB Bookstore.

Superintendencia financiera (2016). Circular externa 025. Recuperado de: <https://www.superfinanciera.gov.co/descargas?com=institucional&name=pubFile1000224&downloadname=cap02riesgocrediticio.doc>

Superintendencia financiera (2014). Circular externa 032. Recuperado de: <https://www.superfinanciera.gov.co/descargas?com=institucional&name=pubFile1000224&downloadname=cap02riesgocrediticio.doc>

Van Horne. J y Wachowicz. J. (2002). Fundamento de administración financiera. México. Editorial Pearson educación.

Apéndice A. Indicadores sector confecciones

<i>Cifras en COP millones</i>	Indicador financiero recomendado	Sector confecciones en Colombia			
		2018	2017	2016	2015
Indicadores de cobertura					
Ebitda	NA	473,978	400,132	572,023	519,645
Cobertura del gasto financiero por parte del ebitda: ebitda/intereses	1.00	1.52	1.46	1.13	1.50
Deuda financiera sobre ebitda: Deuda financiera/Ebitda	5.00	3.88	4.48	2.77	3.07
Indicadores de liquidez					
Razón corriente	1.00	1.44	1.50	1.52	1.46
Prueba ácida	1.00	0.77	0.81	0.82	0.86
KTNO	NA	2,028,738	1,956,910	1,931,888	2,063,693
KT	NA	3,245,801	3,256,952	3,243,838	2,865,681
PKT		0.35	0.33	0.32	0.37
Indicadores de actividad					
Rotación de cartera		4.17	3.94	4.02	4.14
Rotación de inventario		2.05	2.23	2.32	2.40
Ciclo productivo		262	253	245	237
Rotación de proveedores		3.10	3.02	3.08	4.55
Ciclo de efectivo		146	134	128	158
Días de Inventario		176	162	155	150
Días de cartera		86	91	90	87
Días de proveedores		116	119	117	79
Indicadores de endeudamiento					
Endeudamiento sin valorizaciones: Pasivos / activos sin valorizaciones		0.60	0.60	0.61	0.66
Deuda financiera/ingresos operacionales		0.31	0.30	0.26	0.29
ER					
Crecimiento ventas		-0.69%	-2.43%	8.39%	14.49%
Crecimiento utilidad operacional		36.50%	-43.84%	15.26%	28.94%
Crecimiento utilidad neta		112.99%	-49.37%	-14.06%	14.01%
Margen operacional		5.54%	4.03%	7.00%	6.58%
Margen neto		1.60%	0.75%	1.44%	1.81%
Margen Ebitda		8.09%	6.78%	9.46%	9.32%

Apéndice B. Modelo para la estimación de riesgo de crédito y asignación de cupos

CANAL	CALIFICACIÓN POR ALTURA DE MORA	COMPORTAMIENTO DE PAGO - EMPRESA DE ESTUDIO	AL DÍA - VENCIDO	CUPO DE CRÉDITO	MARGEN EBITDA	KTNO	EBITDA	INTERESES	INTERESES NUEVO CUPO (ANUAL)	EBITDA/INTERESES	Valor1	Valor2	TASA FINANCIACIÓN (e.a)	TASA FINANCIACIÓN (e.m)	INTERESES NUEVO CUPO (MENSUAL CON MARGEN DE SEGURIDAD DEL 70%)	CUPO MÁXIMO (MENSUAL)	CUPO DE CRÉDITO	CUPO OTORGADO	
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	1.500.000.000	16,95%	3.626	12.801	4.420	4.114	1,5	4.267	2.987	10,48%	0,83%	249	29.845	2.487	1.500	750
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	2.000.000.000	11,98%	7.816	77.073	5.433	45.949	1,5	25.691	17.984	10,48%	0,83%	1.499	179.694	14.975	2.000	1.000
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	1.000.000.000	10,23%	36.925	8.816	2.237	3.640	1,5	2.939	2.057	10,48%	0,83%	171	20.554	1.713	1.000	500
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	1.000.000.000	9,85%	-11.324	45.223	6.262	23.887	1,5	15.074	10.552	10,48%	0,83%	879	105.437	8.786	1.000	500
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	800.000.000	1,05%	0	2.219	0	1.479	1,5	740	518	10,48%	0,83%	43	5.174	431	800	400
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	1.000.000.000	6,87%	65.397	127.663	35.608	49.501	1,5	42.554	29.788	10,48%	0,83%	2.482	297.644	24.804	1.000	500
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	840.000.000	4,65%	20.048	1.905	507	763	1,5	635	445	10,48%	0,83%	37	4.441	370	840	370
C.I./TLC NACIONAL	AA	0	AL DÍA	2.600.000.000	4,68%	18.545	1.854	381	855	1,5	618	433	10,48%	0,83%	36	4.323	360	2.600	360
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	600.000.000	4,65%	7.641	1.990	898	429	1,5	663	464	10,48%	0,83%	39	4.640	387	600	300
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	600.000.000	1,93%	20.616	1.194	44	752	1,5	398	279	10,48%	0,83%	23	2.784	232	600	232
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	300.000.000	8,10%	-5.905	3.525	0	2.350	1,5	1.175	823	10,48%	0,83%	69	8.218	685	300	150
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	300.000.000	8,48%	12.128	1.933	0	1.289	1,5	644	451	10,48%	0,83%	38	4.507	376	300	150
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	500.000.000	7,47%	3.185	704	0	469	1,5	235	164	10,48%	0,83%	14	1.641	137	500	137
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	300.000.000	8,22%	2.797	687	2	456	1,5	229	160	10,48%	0,83%	13	1.602	133	300	133
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	250.000.000	8,31%	7.538	990	713	-53	1,5	224	157	10,48%	0,83%	13	1.567	131	250	125
C.I./TLC NACIONAL	AA	0	AL DÍA	250.000.000	12,71%	11.031	5.807	1.317	2.554	1,5	1.936	1.355	10,48%	0,83%	113	13.539	1.128	250	125
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	240.000.000	6,32%	104.211	30.797	2.321	18.210	1,5	10.266	7.186	10,48%	0,83%	599	71.803	5.984	240	120
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	240.000.000	17,09%	5.648	3.535	1.305	1.052	1,5	1.178	825	10,48%	0,83%	69	8.242	687	240	120
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	240.000.000	12,24%	99	1.259	181	658	1,5	420	294	10,48%	0,83%	24	2.935	245	240	120
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	300.000.000	4,89%	0	615	0	410	1,5	205	144	10,48%	0,83%	12	1.434	119	300	119
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	200.000.000	6,05%	53.295	7.797	4.309	889	1,5	2.599	1.819	10,48%	0,83%	152	18.179	1.515	200	100
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	200.000.000	7,74%	0	535	0	357	1,5	178	125	10,48%	0,83%	10	1.247	104	200	100
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	200.000.000	7,65%	1.655	651	51	383	1,5	217	152	10,48%	0,83%	13	1.518	126	200	100
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	200.000.000	43,62%	883	748	16	483	1,5	249	175	10,48%	0,83%	15	1.744	145	200	100
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	360.000.000	6,02%	0	483	0	322	1,5	161	113	10,48%	0,83%	9	1.126	94	360	94
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	200.000.000	11,15%	0	477	0	318	1,5	159	111	10,48%	0,83%	9	1.112	93	200	93
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	180.000.000	10,84%	28.549	14.139	1.573	7.853	1,5	4.713	3.299	10,48%	0,83%	275	32.965	2.747	180	90
C.I./TLC NACIONAL	AA	0	AL DÍA	500.000.000	2,94%	4.265	421	136	145	1,5	140	98	10,48%	0,83%	8	982	82	500	82
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	300.000.000	3,40%	4.106	405	0	270	1,5	135	95	10,48%	0,83%	8	944	79	300	79
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	150.000.000	8,09%	1.638	539	31	328	1,5	180	126	10,48%	0,83%	10	1.257	105	150	75
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	360.000.000	5,15%	1.611	379	38	215	1,5	126	88	10,48%	0,83%	7	884	74	360	74
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	120.000.000	5,50%	0	376	0	251	1,5	125	88	10,48%	0,83%	7	877	73	120	60
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	120.000.000	9,47%	0	395	0	263	1,5	132	92	10,48%	0,83%	8	921	77	120	60
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	120.000.000	10,58%	0	514	0	343	1,5	171	120	10,48%	0,83%	10	1.198	100	120	60
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	120.000.000	12,76%	0	260	0	173	1,5	87	61	10,48%	0,83%	5	606	51	120	51
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	100.000.000	10,36%	0	460	0	307	1,5	153	107	10,48%	0,83%	9	1.072	89	100	50
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	96.000.000	10,83%	3.686	697	0	465	1,5	232	163	10,48%	0,83%	14	1.625	135	96	48
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	100.000.000	5,18%	0	237	0	158	1,5	79	55	10,48%	0,83%	5	553	46	100	46
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	250.000.000	9,25%	4.856	697	542	-77	1,5	78	54	10,48%	0,83%	5	543	45	250	45
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	180.000.000	3,05%	1.457	191	0	127	1,5	64	45	10,48%	0,83%	4	445	37	180	37
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	144.000.000	6,53%	0	183	0	122	1,5	61	43	10,48%	0,83%	4	427	36	144	36
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	60.000.000	2,72%	0	422	0	281	1,5	141	98	10,48%	0,83%	8	984	82	60	30
MARCAS NACIONAL	AA	0	AL DÍA	60.000.000	9,13%	0	117	0	78	1,5	39	27	10,48%	0,83%	2	273	23	60	23
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	140.000.000	2,42%	0	106	0	71	1,5	35	25	10,48%	0,83%	2	247	21	140	21
CONFECIONISTA	AA	0	AL DÍA	120.000.000	6,70%	0	95	0	63	1,5	32	22	10,48%	0,83%	2	221	18	120	18