



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Modelo borroso para la evaluación del riesgo en el otorgamiento de créditos de corto plazo a SME's

Héctor Alejandro Patiño Pérez

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Minas, Departamento de Ingeniería de la Organización
Medellín, Colombia
2017

Modelo borroso para la evaluación del riesgo en el otorgamiento de créditos de corto plazo a SME's

Héctor Alejandro Patiño Pérez

Tesis o trabajo de investigación presentada(o) como requisito parcial para optar al título
de:

Magister en Ingeniería – Ingeniería Administrativa

Director (a):

Ph.D. Santiago Medina Hurtado

Codirector (a):

Ph.D. Juan Alejandro Peña Palacio

Línea de Investigación:

Riesgos Corporativos

Grupo de Investigación:

GIFIG

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Minas, Departamento de Ingeniería de la Organización

Medellín, Colombia

2017

A mis padres, por el apoyo emocional y económico que me brindaron durante todo el desarrollo de este trabajo.

A Santiago Medina, por siempre creer en mis capacidades y brindarme todo su apoyo.

A Alejandro Peña, por su ayuda académica, su preocupación por mi futuro y enseñarme a ser un buen investigador.

Por último, a Estefany Londoño que siempre estuvo ahí para apoyar cada una de mis decisiones.

Agradecimientos

El desarrollo de esta tesis de maestría fue un proceso en el cual participaron diferentes personas e instituciones que de algún modo u otro aportaron su granito de arena para hacer esto posible. A continuación, se presenta a cada una de estas personas e instituciones con el respectivo aporte realizado:

- Juan Alzate (Cobelén): por su colaboración y disposición para realizar reuniones en las cuales se pudo resolver dudas e inconvenientes durante el desarrollo del modelo.
- Guillermo Ricaurte (Cobelén): por facilitar la información de la base de datos de créditos otorgados y no otorgados.
- Juan Esteban Saldarriaga y Nicolás Ospina (Gulungo): por conseguir los decisores (expertos en el tema) y validar en su organización el funcionamiento del modelo desarrollado.
- Johan Vélez (Universidad EIA): por otorgar el tiempo necesario para desarrollar el proyecto de manera exitosa.
- Camilo Zapata, Isis Bonet (Universidad EIA): por su apoyo y motivación durante los tiempos de crisis.

Resumen

Las pequeñas y medianas empresas (PyMEs) en Colombia, son las responsables de un crecimiento dinámico de la industria y el comercio, y han sido consideradas la columna vertebral de las economías en los últimos años; sin embargo, han tenido fuertes restricciones para acceder al mercado de créditos para su sostenibilidad y cubrir sus necesidades a corto y mediano plazo, debido principalmente a la poca información que se tiene de estas en el sector financiero. Lo anterior ha llevado a que muchos de los estudios de crédito se basen en información cualitativa y subjetiva la cual no es fácil de identificar o modelar por parte de un analista, lo que genera a las entidades financieras gran incertidumbre en la colocación de sus recursos. Para abordar este problema, se desarrolló un modelo basado en los principios de la lógica borrosa y la integración de las características más relevantes de los métodos para la toma de decisiones, ELECTRE y AHP. El modelo permitió evaluar un crédito de corto plazo mediante la caracterización de una PyME en términos de subcriterios que constituyen la información cuantitativa y cualitativa de esta. El modelo arrojó una buena sensibilidad al momento de modificar la importancia de cada una de las características de la PyME y permitió mejorar el proceso de asignación de dineros en una organización.

Palabras clave: PyME, Riesgo, Crédito, Lógica, Borrosa, ELECTRE, AHP.

Abstract

Small and medium-sized enterprises (SMEs) in Colombia are responsible for a dynamic growth of industry and commerce, and have been considered the backbone of economies in recent years; However, they have had strong restrictions on accessing the credit market for their sustainability and covering their needs in the short and medium term, mainly due to the lack of information available in the financial sector. This has led many of the credit studies to be based on qualitative and subjective information which is not easy to identify or model on the part of an analyst, which generates financial institutions great uncertainty in the placement of their resources. To address this problem, a model was developed based on the principles of fuzzy logic and the integration of the most relevant characteristics of the methods for decision making, ELECTRE and AHP. The model allowed to evaluate a short-term credit by characterizing a SME in terms of sub-criteria that constitute the quantitative and qualitative information of this. The model showed a good sensitivity when changing the importance of each of the characteristics of the SME and allowed to improve the process of allocating money in an organization.

Keywords: SME, Risk, Credit, Logic, Fuzzy, ELECTRE, AHP.

Contenido

1.	Planteamiento del problema	5
1.1	Justificación.....	7
1.2	Objetivos	9
1.2.1	Objetivo general	9
1.2.2	Objetivos específicos	9
1.3	Marco teórico	10
1.3.1	Riesgo Operacional.....	10
1.3.2	Riesgo Crédito	12
1.3.3	Modelos Borrosos por Adaptación.....	14
1.4	Antecedentes	15
1.4.1	Riesgo Crédito.	15
1.5	Metodología	17
1.5.1	Objetivo específico 1: Identificación de Parámetros y Variables.	17
1.5.2	Objetivo específico 2: Diseño de la Estructura del Modelo.	20
1.5.3	Objetivo específico 3: Implementación del Modelo.....	21
1.5.4	Objetivo específico 4: Validación del Modelo	22
2.	Parámetros y variables para la caracterización de una SME (PyME)	23
2.1	Las cinco C del crédito	24
2.1.1	Capital.....	24
2.1.2	Capacidad.....	25
2.1.3	Colateral.....	25
2.1.4	Condiciones	25
2.1.5	Carácter	25
2.2	Caracterización de una PyME	26
2.2.1	Definición de subcriterios	27
2.2.2	Definición de respuestas para cada subcriterio	28

2.2.3	Asignación de niveles de riesgo para cada respuesta.....	30
3.	Diseño de la estructura del modelo borroso propuesto	35
3.1	Métodos para la toma de decisiones para el modelo borroso propuesto.....	36
3.1.1	Método ELECTRE	36
3.1.2	Método AHP	42
3.2	Estructura del modelo propuesto	47
4.	Implementación del modelo borroso propuesto.....	53
4.1	Árbol jerárquico de decisiones y matrices de comparación	53
4.2	Importancia de los elementos del <i>AJD</i>	57
4.3	Construcción de alternativas base	59
4.3.1	Interfaz gráfica	59
4.4	Evaluación de una PyME	63
5.	Validación del modelo propuesto	69
5.1	Enfoque basado en escenarios.....	71
5.1.1	Empresa con nivel de riesgo medio	71
5.1.2	Empresa con nivel de riesgo alto	72
5.2	Análisis de sensibilidad.....	73
6.	Conclusiones y recomendaciones.....	81
6.1	Conclusiones	81
6.2	Recomendaciones	82

Lista de figuras

Figura 2-1:	Estructura jerárquica para la evaluación y caracterización de una PyME..	27
Figura 2-2:	Gráfica de un conjunto borroso singleton y triangular.....	33
Figura 3-1:	Estructura inicial del método ELECTRE.....	38
Figura 3-2:	Matriz de índices concordancia.....	39
Figura 3-3:	Matriz de índices de discordancia.....	40
Figura 3-4:	Árbol jerárquico de decisiones.....	43
Figura 3-5:	Matriz de comparación.....	45
Figura 3-6:	Índices de aleatoriedad de Saaty.....	47
Figura 4-1:	<i>AJD</i> del modelo borroso propuesto.....	54
Figura 4-2:	Matriz de comparaciones para criterios.....	55
Figura 4-3:	Matriz de comparaciones para capital.....	55
Figura 4-4:	Matriz de comparaciones para colateral.....	55
Figura 4-5:	Matriz de comparaciones para carácter.....	56
Figura 4-6:	Matriz de comparaciones para capacidad.....	56
Figura 4-7:	Matriz de comparaciones para condiciones.....	56
Figura 4-8:	<i>CBT(a, b, c)</i> para la importancia de los elementos del <i>AJD</i>	58
Figura 4-9:	<i>CBT(a, b, c)</i> para la importancia real de cada subcriterio.....	58
Figura 4-10:	Distribución de conjuntos borrosos triangulares.....	61
Figura 4-11:	PyMEs de referencia.....	62
Figura 4-12:	Matriz decisional construida.....	64
Figura 4-13:	Matriz de índices de concordancia construida.....	65
Figura 4-14:	<i>MDNP</i> construida.....	65
Figura 4-15:	Matriz de índices de discordancia construida.....	66
Figura 4-16:	Umbral de concordancia (C) y umbral de discordancia (D).....	66
Figura 4-17:	Cálculo de la matriz de dominancia agregada.....	67
Figura 4-18:	Puntajes de las alternativas base.....	67
Figura 5-1:	Datos y puntajes de cada subcriterio para cinco PyMEs.....	70
Figura 5-2:	Puntaje total y riesgo de cinco empresas.....	71
Figura 5-3:	<i>MDA</i> para la empresa de riesgo medio.....	71
Figura 5-4:	<i>MDA</i> para empresa de riesgo alto.....	72
Figura 5-5:	Ejemplo de alfa corte.....	74
Figura 5-6:	Alfa cortes para el puntaje de la empresa 1.....	75
Figura 5-7:	<i>CBT</i> para el puntaje de la empresa 1.....	76
Figura 5-8:	Alfa cortes para el puntaje de la empresa 3.....	76

Figura 5-9: *CBT* para el puntaje de la empresa 3. 77
Figura 5-10: Alfa cortes para el puntaje de la empresa 5..... 77
Figura 5-11: *CBT* para el puntaje de la empresa 5..... 78

Lista de tablas

Tabla 2-1:	Ejemplo de respuestas para un subcriterio cuantitativo (Creación propia).	29
Tabla 2-2:	Ejemplo de respuestas para un subcriterio cualitativo (Creación propia)...	29
Tabla 2-3:	Niveles de riesgo y puntajes (Creación propia).	30
Tabla 3-1:	Escala de valores propuesta por Saaty (Creación propia).	44

Introducción

En Colombia, la industria y el comercio se ha dinamizado por la creciente creación de pequeñas y medianas empresas (SME's – Small and Medium Enterprises - PyMEs), las cuales han sido consideradas como la columna vertebral de las economías y que cada día están demandando créditos para cubrir sus necesidades a corto y mediano plazo. De manera general, las PyMEs en Colombia han tenido fuertes restricciones para acceder al mercado de créditos (Beck, Demirgüç-Kunt, & Peria, 2008; Berger, Miller, Petersen, Rajan, & Stein, 2005; Canales & Nanda, 2012), debido principalmente a la poca información que se tiene de estas en el sector financiero, lo que ha generado que muchos de los estudios de crédito se basen en información cualitativa y subjetiva, la cual no es fácil de identificar o modelar por parte de un analista; lo que genera a las entidades financieras gran incertidumbre en la colocación de sus recursos (El Arif & Hinti, 2014).

Actualmente, el otorgamiento de créditos a corto y mediano plazo destinados para el financiamiento de las PyMEs posee grandes diferencias debido principalmente al sector de la economía en donde estas se encuentran, a pesar de que los bancos adoptan diferentes aproximaciones para la evaluación de los créditos. Estas aproximaciones pueden ser agrupados en cuatro categorías: prestamos en términos de los estados financieros, basados en activos, modelos de calificación basados en información relevante y créditos basados en la relación entre empresa e institución financiera; sin embargo, estos modelos no permiten aún la integración de información cualitativa que permita describir las particularidades de un sector de la economía en donde se encuentra una PyME, o el juicio de expertos (Moro & Fink, 2013).

De acuerdo con lo anterior, se puede observar una ausencia de modelos que permitan integrar información tanto financiera como no financiera, así como información tanto cualitativa como cuantitativa para evaluar el riesgo operativo asociado con el otorgamiento

de créditos de corto y mediano plazo destinado al financiamiento de las PyMEs en diferentes sectores de la economía y particularmente en Colombia.

De manera general, los modelos para la evaluación de créditos pueden ser agrupados en tres familias: basados en modelos estadísticos, basados en investigación de operaciones o basados en técnicas (Ravi Kumar & Ravi, 2007). Actualmente hay una tendencia creciente en la cual se asegura que los bancos prestan más fácilmente a las PyMEs cuando la evaluación del crédito se hace sobre información financiera validada (Beck et al., 2008; Berger et al., 2005). A pesar de lo anterior, a nivel mundial aún no existe un consenso sobre cuales modelos son los más adecuados para evaluar el riesgo operativo crediticio involucrado en el otorgamiento de créditos de corto y mediano plazo destinado a las PyMEs. En la literatura se destacan una serie de documentos científicos que dan cuenta de que los bancos prefieren financiar PyMEs adoptando una intensa relación bancaria (banking relationship), el cual es un tipo de crédito que se basa en la confianza que tienen una entidad sobre la información no financiera de una SME. Sin embargo, otros documentos sostienen que esta información no financiera que en muchos casos tiene naturaleza cualitativa, impacta de forma negativa en las operaciones del estudio de crédito, generando incertidumbre sobre el otorgamiento en lo que se puede considerar como riesgo operativo crediticio (Berger & Udell, 2002; Moro & Fink, 2013).

Una tendencia de desarrollo actual, está centrada en el desarrollo de modelos basados en los principios de la inteligencia computacional, los cuales tratan de integrar a la evaluación del riesgo operacional crediticio información cualitativa de tipo financiero y no financiera, juicio de expertos, o integración de bases de datos financieras que muestran el comportamiento de los socios de una PyME en el sistema financiero mediante el uso de la teoría de la credibilidad, esto con el fin de reducir a toda costa la incertidumbre asociada con el otorgamiento de un crédito de corto y mediano plazo (Angilella & Mazzù, 2015; Berger et al., 2005; Blanco Oliver, Pino Mejías, & Lara Rubio, 2014; Grunert, Norden, & Weber, 2005). Es importante destacar la importancia que tienen estos criterios en las PyMEs de innovación (Czarnitzki & Hottenrott, 2011; Shefer & Frenkel, 2005).

En este documento se presenta el desarrollo de un modelo borroso para apoyar la toma de decisiones en el momento de la evaluación de un crédito de corto plazo a una SME. El modelo propuesto está basado en los principios de la lógica borrosa y de métodos para la toma de decisiones (Analytic hierarchy process (AHP) y ELECTRE), que permiten trabajar bajo incertidumbre y con información altamente cualitativa.

Para lograr el desarrollo del modelo borroso propuesto, se comenzó por la identificación de los parámetros y variables que caracterizan una PyME. Para este fin se contó con un grupo de siete expertos, en el análisis de créditos, del sector financiero; los cuales se encargaron de definir los criterios y subcriterios más relevantes a la hora de tomar la decisión de otorgar o no un crédito. También se encargaron de la definición de los pesos para cada criterio y subcriterio, mediante matrices de comparación de preferencia siguiendo las pautas del método AHP.

Una vez definidas las variables y parámetros que caracterizan una PyME, se diseñó la estructura del modelo borroso propuesto para la toma de decisiones; el cual mezcló las características jerárquicas del método AHP y las características comparativas del método ELECTRE. Cada una de estas características utilizadas fueron trabajadas con la información imprecisa que se obtuvo de los expertos, mediante la utilización de los conceptos de la lógica borrosa. De este modo, para los criterios y subcriterios se construyeron pesos en términos de conjuntos borroso que representan el aporte de la experticia de cada uno de los analistas de crédito. Adicionalmente la calificación que tiene cada subcriterio fue diseñada con base en cinco niveles de riesgo, modelados como conjuntos borrosos triangulares o singleton, dependiendo de la naturaleza de la información que representa cada uno de ellos.

Para la implementación del modelo propuesto, se trabajó con los conjuntos borrosos contruidos a partir de la información recolectada de los expertos y se programó una interfaz gráfica que permite, ingresar las características de una PyME para ser evaluada o cargar datos de forma masiva para la evaluación de diferentes PyMEs a la vez. Para la programación se utilizó el lenguaje C#.Net y los conceptos de la programación orientada a objetos sobre Visual Studio .Net. El programa se encarga de realizar los cálculos necesarios para entregar una calificación con valores entre cero y 100 puntos, y recomendar la mejor decisión a tomar.

Por último, se validó el funcionamiento del modelo mediante la evaluación de diferentes PyMEs Colombianas, para las cuales se tenía la información cualitativa y cuantitativa que solicita el modelo borroso propuesto y que fueron calificadas, con un puntaje entre cero y 100, por analistas con experiencia en la evaluación de microcréditos y créditos para PyMEs. El modelo borroso propuesto, también fue comparado con el método fuzzy ELECTRE de pesos fijados con igual importancia.

Adicionalmente se realizó un análisis de sensibilidad, modificando el nivel de veracidad de los conjuntos borrosos triangulares obtenidos para los pesos de importancia de cada subcriterio, mediante la variación de alfa cortes, y poder determinar el cambio en la calificación de una PyME y su influencia en la toma de decisiones por parte del modelo.

1.Planteamiento del problema

La gran cantidad de dinero que las entidades financieras deben reservar para cubrir la posible pérdida que genera la colocación de un crédito, ha hecho que dichas entidades respondan a preguntas de cómo y de qué forma se están colocando sus recursos en operaciones diarias de crédito (Epic.org, 2009; Velasco & Cuesta , 2009). La crisis financiera mundial desatada en el año 2008 hizo que las entidades del sector financiero a nivel internacional mostraran un marcado interés por el desarrollo de modelos que permitan administrar el riesgo en sus procesos de negocio, y en especial el riesgo que afecta sus operaciones relacionadas con el otorgamiento de créditos, o riesgo operacional creditico.

Según el marco de referencia del acuerdo de Basilea II, el riesgo operacional puede definirse como la posibilidad de incurrir en pérdidas por deficiencias, fallas o inadecuaciones, en el recurso humano, los procesos, las tecnologías, la infraestructura o por la ocurrencia de eventos externos. Bajo este marco de referencia el riesgo operacional creditico puede definirse como el riesgo operacional generado por un mal funcionamiento de las unidades de negocio de una organización o entidad financiera en el otorgamiento de créditos sin disponer de la información necesaria para tal fin (Bank for International Settlements, 2010).

De manera particular, las solicitudes de crédito de una entidad financiera se pueden clasificar fácilmente en solicitudes que no cumplen con los requisitos mínimos de aceptación, o las solicitudes que son sobre calificadas, por lo que no necesitan de mayor estudio para obtener una respuesta. Muchas otras solicitudes requieren de un estudio más a fondo, y su adecuada adjudicación depende en últimas de las políticas particulares de

una determinada institución financiera (Christodoulakis & Satchell, 2008). Para tal efecto, las entidades financieras han establecido comités de otorgamiento, los cuales a su vez terminan alargando el tiempo de adjudicación de un crédito, lo que representa la pérdida de competitividad en el mercado de dicha entidad, ya que en muchos casos un solicitante de crédito no está dispuesto a esperar el tiempo que toma el proceso de estudio del crédito (Castillo Amoroso & Martínez Jara , 2009).

Es de anotar que la evaluación de una solicitud de crédito en general es realizada por un analista, el cual en la mayoría de casos basan su labor en manuales de crédito que indican las políticas de otorgamiento de una institución, lo que introduce un componente cualitativo y subjetivo al sistema, impidiendo garantizar que los criterios de análisis de un crédito sean otorgados con criterios uniformes dentro de un tiempo corto.

En Colombia, la industria y el comercio se ha dinamizado por la creciente creación de pequeñas y medianas empresas (SME's – Small and Medium Enterprises), que cada día están demandando créditos para cubrir sus necesidades a corto y mediano plazo. De manera general, las SME's en Colombia ha tenido fuertes restricciones para acceder al mercado de créditos (Beck , Demirgüç-Kunt , & Martínez Pería, 2006; Berger, Miller, Petersen , Rajan , & Stein , 2005; Canales & Nanda, 2012), debido principalmente a la poca información que se tiene de estas en el sector financiero, lo que ha generado que muchos de los estudios de crédito se basen en información cualitativa y subjetiva la cual no es fácil de identificar o modelar por parte de un analista, lo que genera a las entidades financieras gran incertidumbre en la colocación de sus recursos (El Arif & Hinti, 2014).

En este mismo se sentido, se puede observar una gran brecha en el otorgamiento de créditos para diferentes SME's pertenecientes a diferentes sectores de la economía, ya que las entidades financieras establecen diferentes modelos y aproximaciones

Para el otorgamiento de créditos de consumo, las entidades financieras cuentan actualmente con una serie de modelos los cuales se pueden agrupar principalmente en

cuatro categorías: créditos basados en los estados financieros (based on the evaluation of information from balanced-sheet data), evaluaciones basadas en activos (based on the provision of a collateral lendind), modelos de calificación (credit scoring models based on hard information), y créditos basados en relaciones (relationship lending) (Moro & Fink, 2013). Sin embargo, estos modelos aún no integran a su funcionamiento información altamente cualitativa generada por el juicio de los expertos, o la integración de datos provenientes de otros sectores de la economía que tienen la potencialidad de suplir la falta de información financiera en las centrales de riesgo que presentan las SME's en Colombia.

Para lograr la subsistencia a largo plazo de las SME's, en especial las SME's que tienen un componente altamente tecnológico y de innovación, las entidades del sector financiero en Colombia tienen que acomodar sus modelos de estudios de crédito a las nuevas condiciones de mercado (créditos a corto y mediano plazo - (CCMP) para las SME's), por lo cual requieren del desarrollo de modelos que apoyen la toma de decisiones en el otorgamiento de créditos, por lo cual el problema se puede plantear de la siguiente manera:

¿Cómo disminuir la incertidumbre en el otorgamiento de créditos de corto y mediano plazo a SME's (Small Medium Enterprises) mediante la utilización de información relacionada con las actividades y el sector de la SME solicitante de un crédito?

1.1 Justificación

Las SME's han sido consideradas como la columna vertebral de las economías, y en los últimos años han demandado de forma creciente del sistema financiero créditos a corto y mediano plazo para financiar sus actividades, sin embargo, estas han encontrado una serie de restricciones para acceder al crédito debido principalmente a la falta de información que estas poseen en el sistema financiero (Beck, 2006, Berger, 2006, Canales, 2012).

Actualmente, el otorgamiento de créditos a corto y mediano plazo destinados para el financiamiento de las SME's posee grandes diferencias debido principalmente al sector de la economía en donde estas se encuentran, a pesar de que los bancos adoptan diferentes aproximaciones para la evaluación de los créditos. Estas aproximaciones pueden ser

agrupados en cuatro categorías: prestamos en términos de los estados financieros (basados en la información del balance de resultados), basados en activos (based on the provision of a collateral), modelos de calificación (basados en información relevante) y la relación entre estos, sin embargo, estos modelos no permiten aún la integración de información cualitativa que permita describir las particularidades de un sector de la economía en donde se encuentra una SME's, o el juicio de expertos (Moro & Fink, 2013).

De manera general, los credit scoring models pueden ser agrupados en tres familias: basados en modelos estadísticos, basados en investigación de operaciones o basados en técnicas inteligentes (Kumas & Ravi, 2007; Crook et al, 2007). Actualmente hay una tendencia creciente en la cual se asegura que los bancos prestan más fácilmente a las SME's cuando la evaluación del crédito se hace sobre información financiera validada (Beck et al., 2011). A pesar de lo anterior, a nivel mundial aún no existe un consenso sobre cuales modelos son los más adecuados para evaluar el riesgo operativo crediticio involucrado en el otorgamiento de créditos de corto y mediano plazo destinado a las SME's. A pesar de lo anterior, en la literatura se destacan una serie de documentos científicos que dan cuenta de que los bancos prefieren financiar SME's adoptando una intensa relación bancaria (banking relationship), el cual es un tipo de crédito que se basa en la confianza que tienen una entidad sobre la información no financiera de una SME. Sin embargo, otros documentos sostienen que esta información no financiera que en muchos casos tiene naturaleza cualitativa, impacta de forma negativa en las operaciones del estudio de crédito, generando incertidumbre sobre el otorgamiento en lo que se puede considerar como riesgo operativo crediticio (Bereger & Udell, 1996; Moro and Fink, 2013).

Una tendencia de desarrollo actual, está centrada en el desarrollo de modelos basados en los principios de la inteligencia computacional, los cuales tratan de integrar a la evaluación del riesgo operacional crediticio información cualitativa de tipo financiero y no financiera, juicio de expertos, o integración de bases de datos financieras que muestran el comportamiento de los socios de una SME en el sistema financiero mediante el uso de la teoría de la credibilidad, esto con el fin de reducir a toda costa la incertidumbre asociada con el otorgamiento de un crédito de corto y mediano plazo (Altman, Sabato, Wilson, 2010;

Auken, Canovas & Guijarro, 2010; Berger et al., 2005; Grunert, Norden & Weber, 2005). Es importante destacar la importancia que tienen estos criterios en las Innovative SME's (Czarnitzki & Hottenrott, 2011; Shefer & Frenkel, 2005).

De acuerdo con lo anterior, se puede observar una ausencia de modelos que permitan integrar información tanto financiera como no financiera, así como información tanto cualitativa como cuantitativa para evaluar el riesgo operativo asociado con el otorgamiento de créditos de corto y mediano plazo destinado al financiamiento de las SME's en diferentes sectores de la economía y particularmente en Colombia.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo general

Desarrollar un modelo basado en los principios de la inteligencia computacional para evaluar el riesgo operacional crediticio en el otorgamiento de créditos de corto y mediano plazo utilizando información de las actividades y el sector económico al que pertenece una SME.

1.2.2 Objetivos específicos

- Identificar los parámetros y variables que inciden en el otorgamiento de un crédito de corto y mediano plazo de acuerdo con el carácter, capacidad, capital, colateral lending y condiciones de mercado y destino del crédito.
- Diseñar la estructura del modelo propuesto para la evaluación del riesgo operacional crediticio, teniendo en cuenta para ello los parámetros y variables definidos anteriormente y las fuentes de información disponibles de mercado para la evaluación de la actividad comercial de una SME's.
- Implementar el modelo prototipo basado en los principios de la inteligencia computacional con el fin de estimar el riesgo operacional crediticio en términos de las especificaciones definidas anteriormente.

- Validar el modelo propuesto mediante la utilización de bases de datos internacionales relacionadas con el otorgamiento de créditos a SME's y mediante la creación de escenarios.

1.3 Marco teórico

El marco teórico de la propuesta de investigación está centrado en tres tópicos de investigación: riesgo operacional, riesgo crédito y lógica borrosa.

1.3.1 Riesgo Operacional

De acuerdo con la Superintendencia Financiera de Colombia en su Circula 041 del 2007, el riesgo operacional se define como la "Posibilidad de incurrir en pérdidas por deficiencias, fallas o inadecuaciones, en el recurso humano, los procesos, la tecnología, la infraestructura o por la ocurrencia de acontecimiento externos. Esta definición incluye el riesgo legal y reputacional, asociados a tales factores" (Mora Valencia , 2010), sin embargo el acuerdo de Basilea II excluye el riesgo estratégico y reputacional (Bank for International Settlements, 2010). De manera general, el riesgo operacional se presenta en las entidades financieras por el malfuncionamiento de las unidades en el trabajo diario, por lo que dicho riesgo se considera más una cuestión de calidad.

El acuerdo de Basilea II reconoce siete tipos de riesgos, los cuales se clasificación así:

1. Fraude Interno.
2. Fraude Externo.
3. Relaciones laborales.
4. Clientes.
5. Daños a activos físicos.
6. Fallas tecnológicas.
7. Ejecución y administración de procesos.

Este mismo acuerdo reconoce ocho líneas operativas de la siguiente manera:

1. Finanzas corporativas.

2. Emisión negociación y venta.
3. Banca personal y minorista.
4. Banca comercial.
5. Compensación, liquidación y registro.
6. Servicios y custodia de valores.
7. Administración de activos.
8. Servicios de compra y venta.

En esta misma Circular, la Superfinanciera establece que las unidades de riesgo de las entidades financieras deben desarrollar sus propios modelos de medición del riesgo operacional, para los cual establece un plazo de tres a cinco años de datos de pérdidas por este tipo de riesgo. Debido a que los eventos de pérdida operacional son poco frecuentes, el Comité de Basilea recomienda usar escenarios como el método principal para la medición del riesgo en el caso de que los datos históricos sean insuficiente.

Para la estimación de los requerimientos de capital por riesgo operacional, el Comité de Basilea propone tres enfoques: Enfoque del Indicador Básico (Basic Indicator Approach – BIA), enfoque estándar (Standardized Approach - SA), enfoque de medición avanzada (Advanced Measurement Approach - AMA). Sin embargo, las regulación del Comité de Basilea recomienda el uso del enfoque AMA, debido a que requieren un mayor cantidad de información de las operaciones del negocio de una organización, sin embargo el capital regulatorio estimado suele ser menor que los otros dos enfoques (Bank for International Settlements, 2010; Mora Valencia , 2010).

Dentro de los modelos AMA se destacan tres metodologías: enfoque de medición interna (Internal Measurement Approach – IMA), enfoque de distribución de pérdidas (Loss Distribution Approach – LDA) y cuadros de mando (scorecards).

El valor operacional en riesgo (OpVar) es definido como la máxima pérdida que puede esperarse dado un nivel de confianza a lo largo de un período de tiempo. Este valor es

obtenido a partir de la distribución LDA, la cual es construida mediante el registro de las pérdidas por riesgo operacional reportadas por una línea de negocio y un tipo de riesgo a lo largo de un período de tiempo (El Arif & Hinti, 2014). De acuerdo con la estructura de esta distribución, las pérdidas pueden clasificarse en: pérdidas esperadas (EL), pérdidas no esperadas (UL) o pérdidas catastróficas. Aquí las pérdidas extremas son mucho mayores a las pérdidas no esperadas, las cuales se caracterizan por evento de baja frecuencia con una alta severidad. Las variables que permiten la caracterización de un evento de riesgo son (Otero & Veneiro, 2009; Mora Valencia , 2010; El Arif & Hinti, 2014):

- Frecuencia: Cantidad de veces que se presenta un evento de riesgo en un período de tiempo (hora, día, semana, mes, año).
- Severidad: Valor de las pérdidas acumuladas por cada evento de riesgo expresado en dinero a lo largo de un período de tiempo similar al registro de la frecuencia.

De manera general, la frecuencia es modelada mediante el uso de distribuciones discretas: Poisson o binomial, mientras que la severidad es modelada a través de distribuciones continuas como: Lognormal, weibull o generalized Pareto (Bank for International Settlements, 2010; Mora Valencia , 2010).

1.3.2 Riesgo Crédito

El riesgo crédito se define como la pérdida potencial debida a la incapacidad de una contraparte de cumplir con sus obligaciones. Aquí, a diferencia del riesgo operacional, la pérdida esperada puede definirse como el monto de capital que podría perder una institución como resultado de su exposición crediticia en un horizonte de tiempo dado. De este modo, la estimación de la pérdida esperada debido a un incumplimiento en el cual se alcanza una altura de mora (m) se puede estimar de la siguiente manera (Peña P. , Lochmuller, Pérez , & Vélez , 2011):

$$PE = PI * S * E$$

Donde:

PI: Probabilidad de incumplimiento para un período de tiempo dado.

S: Severidad es el porcentaje de la cantidad expuesta que la entidad pierde si un deudor incumple sus obligaciones.

E: Exposición, es el monto de los activos expuestos al incumplimiento en el período definido.

Usando esta definición, las pérdidas esperadas aumentan en función del monto del crédito (exposición crediticia) y de la probabilidad de deterioro asignada a cada activo. Las provisiones de capital con respecto a este riesgo se basan en el resultado dado por la ecuación anterior (Cardona, 2004).

Para el cálculo de la probabilidad de incumplimiento, existen diferentes metodologías estadísticas con las que es posible predecir, según las características socioeconómicas de un cliente, la probabilidad de llevar a una altura de mora definida previamente como incumplimiento en un período de tiempo dado. Dentro de estas metodologías se destacan el análisis de discriminante, la regresión logística, el análisis probit, las redes neuronales, matrices de transición y los árboles de decisión (Peña P. , Lochmuller, Pérez , & Vélez , 2011).

Siguiendo la tendencia mundial, la Superintendencia Financiera de Colombia reglamenta la creación de sistemas para la administración del riesgo crediticio SARC, como un conjunto de políticas, procedimiento, normas y metodologías de medición de los riesgos que rigen y controlan los procesos de crédito y cobranza en las entidades vigiladas por esta. El SARC contiene políticas y procedimientos claros y precisos que definen los criterios y la formación mediante la cual una entidad evalúa, asume, califica, control y cubre su riesgo crediticio (Meneses C. & Macuacé O., 2011).

1.3.3 Modelos Borrosos por Adaptación.

La lógica borrosa tiene una historia corta, pero ha tenido un rápido crecimiento debido a su capacidad de resolver problemas relacionados con la incertidumbre de la información, o del conocimiento de los expertos. Además, proporciona un método formal para la expresión del conocimiento en forma entendible por los humanos. Estas cualidades le aseguran un amplio campo de aplicabilidad y un alto interés para las aplicaciones industriales, presentes y futuras. Según un principio enunciado por Terano recientemente "Cuanto más humano ha de ser un sistema, más lógica borrosa contendrá" (González Morcillo, 2000). Lo más destacado de los modelos borrosos es su capacidad para analizar el mismo problema de diferentes maneras llegando así a varias soluciones que reflejan múltiples perspectivas. Una de las principales características del control inteligente, está directamente relacionada con la capacidad para autogobernarse, y adaptarse al comportamiento dinámico y evolutivo de un sistema, sin embargo, existen diferentes grados de autonomía, en donde un controlador totalmente autónomo, debería tener la habilidad de auto reparar su propio hardware si uno de sus elementos falla (Isazi, 2004).

Un modelo borroso posee dos elementos fundamentales como son: variables lingüísticas y las reglas de inferencia. Las variables lingüísticas representan tanto las variables de entrada como de salida de un modelo de este tipo, en donde una variable lingüística es descrita por un rango de valores y conjunto de cualidades. Por su parte, las reglas de inferencia permiten establecer la relación entre las variables lingüísticas de entrada y de salida, a través de una serie de reglas de inferencia que integran la experiencia de un experto en un área específica del conocimiento de donde provienen las variables lingüísticas.

La arquitectura de un sistema borroso está compuesta por tres procesos que permiten el modelamiento de la información y en general la estimación de la LDA como se describió anteriormente. El primer proceso esta descrito por el proceso fuzzy, el cual tiene como objetivo asignar un valor de pertenencia a un valor de entrada en términos de las cualidades que describen una variable lingüística. Un conjunto de reglas de inferencia o

base de conocimiento, la cual permite relacionar tanto las variables de entrada como de salida en términos de sus cualidades. Estas reglas tienen la estructura IF <antecedente> THEN <consecuente>, mientras que el proceso desfuzzy, permite la estimación de un valor de salida en términos de la ponderación de las reglas de inferencia de acuerdo con las cualidades que definen la variable lingüística de salida.

1.4 Antecedentes

Para el desarrollo de este proyecto de investigación, los antecedentes están definidos de la siguiente manera:

1.4.1 Riesgo Crédito.

La crisis financiera de la última década ha motivado el interés por parte de las entidades financieras por la adopción de modelos para evaluar el riesgo en la colocación de créditos de diferente tipo, esto debido a la gran cantidad de pérdidas que generó el otorgamiento de créditos sin las debidas garantía (Li & Zhong, 2012; Akkoç, 2012; Harris, 2015), esto sin contar con el incumplimiento de muchas de estas obligaciones por parte de los usuarios de crédito (clientes en "Default") hizo que el interés en esta rama de la investigación aumentara considerablemente (Zhang & Liu, 2014; Akkoc, 2012; Bekhet & Eletter, 2014).

Como resultado de la crisis, la normativa del sector tuvo que ser modificada a nivel internacional, con el fin de promover la utilización de nuevas técnicas y modelos que permitan mitigar el riesgo crédito en las instituciones y prevenir una nueva crisis financiera en el sector. Por otra parte, en los últimos años ha crecido el número de solicitudes de crédito para diferente destinación, lo que ha generado que las entidades financieras agilicen los estudios de crédito, eliminando en lo posible la incertidumbre asociada a la identificación de los clientes de acuerdo con los intereses y objetivos de la entidad. (Malhotra & Malhotra, 2002; Peña P. , Lochmuller, Pérez , & Vélez , 2011; Nurlybayeva, 2013; Bekhet & Eletter, 2014).

En el área del modelamiento del riesgo crédito, las investigaciones se han centrado en tres enfoques principales. El primero busca clasificar los clientes de una entidad financiera en dos grupos, un grupo de clientes buenos que cumplen con sus obligaciones y otro grupo de clientes malos que quedan en mora o simplemente nunca pagan el crédito.

Generalmente esta clasificación se realiza entre un valor 0 y un valor 1 dependiendo si el cliente es bueno o es malo para la entidad. El segundo enfoque se basa en calcular la cantidad máxima de dinero que puede ser otorgado a un cliente en un crédito, de tal forma que el mismo sea capaz de cumplir con su obligación y se disminuya el riesgo de que quede en default. El último enfoque busca calificar los clientes de la entidad financiera teniendo en cuenta su información personal y su historial de comportamiento en la organización, de tal modo que nuevos clientes puedan ser calificados de una mejor manera.

Cada uno de los tres enfoques tiene la necesidad de trabajar con información cuantitativa y categórica de los clientes por lo que se han realizado varias investigaciones con el fin de mejorar el desempeño de los modelos. Algunos han tratado de manejar cada tipo de información por separado, con este fin Zhang & Liu (2014) propusieron utilizar una red de neuronas artificiales (ANN) para trabajar la información cuantitativa, mientras la información categórica era manejada por un sistema de razonamiento basado en casos (CBR). El autor concluye que el método que propone tuvo mayor eficiencia y desempeño que modelos de ANN y máquinas de vector soporte convencionales (SVM). Otros autores enfocan su trabajo en comparar diferentes técnicas de modelamiento aplicadas al riesgo crédito; técnicas como: Análisis del Discriminante (DA), Regresión Lineal (LR), Análisis Probit, ANN, Algoritmos Genéticos (GA), Algoritmo de K-means, SVM y Algoritmos Híbridos son comparados en (X.-L. Li & Zhong, 2012; Nurlybayeva & Balakayeva, 2013) mostrando como resultados un mejor desempeño de clasificación en las ANN y los modelos híbridos cuando el conjunto de datos con el que se cuenta es demasiado grande, y mejores resultados para la LR cuando el conjunto de datos es pequeño.

Por otra parte, existe una tendencia a utilizar modelos neuronales en la clasificación de clientes, enfocando los trabajos de investigación a temas como ANN, Sistemas de Inferencia Neuro-Borrosos Adaptativos (ANFIS) y SVM. (Akkoç, 2012) aborda con profundidad el tema y encuentra problemas en los sistemas ANFIS debido a la gran cantidad de variables que se incluyen en los modelos de riesgo crédito, lo que generaría una gran cantidad de reglas en este tipo de sistemas. Para dar solución a esto realiza una selección de las variables más representativas para el modelo. El autor demuestra que el uso de ANFIS con un número de variables reducido obtiene un mejor desempeño de

clasificación frente a sistemas basados únicamente en ANN o lógica borrosa. Muchos otros autores (Bekhet & Eletter, 2014; Harris, 2015; Malhotra & Malhotra, 2002; West, 2000; Zhao et al., 2015) también han trabajado el tema de clasificación con los métodos mencionados anteriormente obteniendo resultados muy similares en diferentes bases de datos utilizadas.

En el enfoque de calificación y cálculo del monto máximo de un crédito se han utilizados sistemas basados en lógica borrosa como lo plantea (Medina & Paniagua, 2008) y (Peña, Lochmüller, Murillo, Pérez, & Vélez, 2011), autores que demuestran la importancia del uso de este tipo de técnicas en manejo de variables de carácter borroso y de carácter categórico.

1.5 Metodología

1.5.1 Objetivo específico 1: Identificación de Parámetros y Variables.

En esta primera etapa se hará una completa revisión bibliográfica con el fin de identificar las principales tendencias de desarrollo en esta área del conocimiento.

Para la evaluación del riesgo operacional en el otorgamiento de créditos para SME's, es importante en primera instancia identificar los parámetros y variables que son potencialmente candidatos para participar en un modelo de evaluación del riesgo mencionado. Es decir, se define a continuación cuales son potenciales parámetros y variables que pueden explicar, si un cliente pagará bien ("buena paga") o mal ("mala paga") su crédito, tomando en cuenta que los clientes son empresas de tipo SME's.

De acuerdo con lo anterior, los parámetros y variables que son relevantes a la hora del diseño de un modelo de riesgo crédito, se refieren en términos generales a los "5C's del crédito", ya que estos cinco factores definen la posibilidad o probabilidad que tiene una

entidad financiera de recuperar un crédito, y en términos generales de que una SME pague bien su crédito:

- Character: carácter y datos de la persona que solicita el crédito y carácter y datos de la PYME (p.ej. antigüedad de la empresa, formal vs. informal, historial de la gestión de deudas (datos de centrales de riesgo), etc.
- Capacity: capacidad de pago de la PYME (capacidad de pagar el crédito).
- Capital: capital que pone la PYME vs monto del crédito solicitado.
- Collateral: garantías que puede ofrecer la PYME para el monto solicitado.
- Conditions: condiciones tanto del crédito (monto, tasa, cuota, plazo) como del entorno económico en general.

Enfocando principalmente en los primeros dos y el último punto a la identificación de los parámetros y variables se realizará de la siguiente forma:

- Identificación de parámetros y variables cuando no hay datos históricos, como por ejemplo cuando la entidad apenas está empezando con la otorgación de créditos. Cuando un modelo para la evaluación del riesgo crediticio se tiene que construir sin tener una base de datos históricos suficientemente grande sobre el comportamiento de créditos que fueron otorgados en la entidad en el pasado, las variables y parámetros son más cualitativas y borrosas.
- Uno de los elementos fundamentales para suplir la falta de información en el otorgamiento de créditos para las SME's, lo constituye la MEJ (Matriz estratégica jerárquica), la cual integra información cualitativa tanto financiera como no financiera del entorno de mercado para una SME, teniendo en cuenta para ello las dimensiones: atractivo de la industria, intensidad de la competencia, estabilidad de los entornos, fortalezas del negocio, brechas del mercado, brechas tecnológicas y alianzas y cooperación (Prada, 2011).

Donde cada uno de estos parámetros y variables tiene subcategorías (Prada, 2011). Es decir, el atractivo de la industria (#1), en la cual la SME se desempeña, depende por ejemplo de la rentabilidad de esta industria o de este sector económico, de la

tendencia de los precios en este sector, de la cantidad de competidores (oferta), de la cantidad y de la tendencia de la demanda en este sector, etc.

Se tiene que revisar la literatura para identificar las variables y parámetros más adecuados, donde se puede realmente conseguir in Colombia la información, para construir el modelo. Con estos parámetros y variables seleccionados se tiene que diseñar el modelo borroso inicial (en la etapa 2).

- Identificación de parámetros y variables cuando ya hay una base de datos históricos suficientemente grande, sobre el comportamiento de créditos que fueron otorgados en una entidad en el pasado. Para este caso los parámetros y variables para el modelo generalmente son más cuantitativos y menos borrosos, y en su mayoría financieros. Por consiguiente, la identificación de los parámetros y variables se realizará basado en información histórica pero específica de una PYME. Es decir, el proyecto debe evaluar si la siguiente información es adecuada en términos de los parámetros y variables:

Ejemplo para parámetros y variables financieros:

- Altman Z-Score:
 - Capital de trabajo/activos totales
 - Utilidades retenidas/activos totales
 - EBIT/activos totales
 - Valor en libro del patrimonio/obligaciones totales
 - Ventas netas/activos totales
- Razones financieras como p.ej.:
 - indicadores de flujo de caja
 - indicadores de desempeño operativo
 - indicadores de la estructura de capital
 - indicadores de rentabilidad
 - indicadores de liquidez
 - indicadores de cobertura
- Adicionalmente se puede evaluar si indicadores bancarios, es decir de la cuenta bancaria son disponibles y útiles, como p.ej., si la PYME está al día con el pago de su nómina.

Dado que el riesgo crédito puede originarse también en las operaciones de la entidad que otorga el crédito, se analizarán también parámetros y variables relacionados con el riesgo operativo, como son los eventos de riesgo operativo que se refieren generalmente a las personas (fraude), los procesos (fallas o errores en los procesos), las tecnologías (fallas o errores de sistemas o tecnologías) o eventos externos (p.ej. eventos climáticos).

En este contexto también es importante analizar parámetros y variables más borrosos, en términos de la construcción de escenarios para el riesgo operativo. Además, la incorporación de parámetros y variables externos, tomando en cuenta el nivel de credibilidad de datos externos frente a datos internos de la compañía, que otorga créditos.

1.5.2 Objetivo específico 2: Diseño de la Estructura del Modelo.

El modelo propuesto, estará inspirado en la estructura de un modelo que mezcla métodos para la toma de decisiones y los principios de la lógica borrosa. Para el diseño del modelo se tendrán en cuenta tres fases. En una primera fase, se procederá con el modelamiento de las variables cualitativas que describen el entorno del mercado en el cual se asienta una SME's, de acuerdo con el árbol jerárquico de decisiones (AJD) que se define a partir de las 5C's del crédito. Dado la alta cantidad de información cualitativa que estas variables almacenan, estas serán modeladas mediante la utilización de los principios de la lógica borrosa.

En una segunda fase, se procederá con la integración a la estructura del modelo las variables cuantitativas que describen el comportamiento financiero de una SME's. Estas variables pueden agruparse en cuatro categorías: estados financieros (basados en la información del balance de resultados), basados en activos (based on the provision of a collateral), la información socioeconómica de los clientes y su comportamiento en el sistema financiera, los estados de sus cuentas y la interrelación entre ellos.

En una tercera fase, o fase final, se procederá a integrar al modelo la preferencia de expertos al comparar cada uno de los niveles del AJD y a comparar la información de una SME con otras SME's de sirven de referencia en el mercado.

Los resultados que se esperan del desarrollo de esta etapa de la investigación son: un documento con las especificaciones técnicas del modelo propuesto y con las especificaciones para el modelamiento de las variables mediante la utilización de la lógica borrosa. Igualmente, se entregará un archivo de Excel funcional que permita a una SME's solicitante de crédito consignar su información financiera, así como un archivo de Excel que permita un análisis del entorno comercial en el cual se mueve una SME's.

1.5.3 Objetivo específico 3: Implementación del Modelo.

Para la implementación del modelo prototipo se seleccionará un lenguaje de programación orientada a objetos que permita la fácil migración a cualquier entorno de desarrollo y su posible aplicación en diferentes plataformas. Para la selección del lenguaje de programación se tendrá en cuenta la disponibilidad de librerías sobre inteligencia computacional, que permitan la eficiencia y calidad del modelo.

Dentro de esta etapa en una primera fase, se busca el desarrollo de una interfaz gráfica que permita la carga y visualización de las bases de datos que dan soporte al modelo, estas bases de datos serán normalizados antes de utilizarlos como insumo del modelo propuesto. Esto facilitará el proceso de aprendizaje y adaptación del modelo en cada prueba de funcionamiento que se realice.

Una segunda fase dentro de esta etapa estará centrada en el diseño y desarrollo de una interfaz gráfica de usuario final, que permita modificar los parámetros y variables que necesita el prototipo de modelo para funcionar correctamente, esta interfaz contará con una funcionalidad de diseño de experimentos, que permita correr el modelo bajo diferentes configuraciones con el fin de determinar la que mejor se ajuste a diferentes bases de datos.

Una tercera fase, estará enfocada a la implementación de una serie de índices de credibilidad para la mezcla de diferentes bases de datos que permitan reducir la incertidumbre en el otorgamiento de créditos. En esta misma etapa se hará el desarrollo de un módulo para la creación de escenarios que muestre como puede ser la evolución del riesgo a lo largo del tiempo. Tanto los índices de credibilidad como la creación de escenarios se harán mediante la utilización de los conceptos de la lógica borrosa.

Por último, el sistema contará un módulo que permitirá crear archivos con la información relevante de la ejecución del modelo en el proceso de otorgamiento de un crédito, así como la evaluación del riesgo operacional crediticio asociado con la solicitud de dicho crédito

1.5.4 Objetivo específico 4: Validación del Modelo

Debido a la falta de información que poseen las entidades financieras sobre el comportamiento de las SME's en el mercado, se procederá en primera instancia a construir una base de datos con una serie de registros patrón que muestran idealmente como podrían ser los datos para diferentes tipos de solicitudes de crédito. Estos registros serán definidos mediante una combinación de cada uno de los valores que pueden tomar tanto las variables cualitativas como cuantitativas descritas en la Etapa 1. Cada una de estas solicitudes patrón, serán clasificadas en otorgamiento, no otorgamiento y en estudio. Las solicitudes que queden dentro del estado de estudio son aquellas solicitudes que requieren de un análisis posterior por un analista de crédito.

Luego de la construcción de la base de datos de registros patrón, se procederá al entrenamiento del modelo, el cual será evaluado en términos del número de registros patrón que es capaz de clasificar correctamente en términos de las categorías definidas anteriormente. Igualmente se hará un análisis de sensibilidad sobre las variables que determinan la capacidad de pago de una SME's solicitante de crédito de acuerdo con sus estados financieros.

2. Parámetros y variables para la caracterización de una SME (PyME)

Las pequeñas y medianas empresas (PyMEs) se enfrentan a diferentes obstáculos cuando deciden solicitar un crédito para obtener recursos financieros, que les permitan realizar sus actividades económicas de manera fluida y poder crecer competitivamente en su mercado. Actualmente los bancos que se dedican a ofertar créditos a las PyMEs utilizan tres enfoques para determinar una calificación y posteriormente tomar la decisión de desembolsar o no el dinero solicitado en un crédito. Estos tres enfoques son: el enfoque estadístico, el enfoque operacional y el enfoque de técnicas inteligentes (Angilella & Mazzù, 2015). El enfoque estadístico se basa en la información financiera de la PyME, el enfoque operacional se basa en el sector económico al que pertenece la PyME y el enfoque de técnicas inteligentes se basa en los principios de la inteligencia artificial para tomar una decisión.

En (Abrahams & Zhang, 2015; Dietsch & Petey, 2002; Moro & Fink, 2013; Saavedra Garcia & Saavedra Garcia, 2010) se menciona la utilización de varios enfoques y tecnologías de manera simultánea por parte de los bancos a la hora de asignar un crédito, y particularmente se resalta la tendencia de los bancos a la utilización de conceptos como la credibilidad y el manejo de relaciones a través del tiempo, como factores principales en la toma de las decisiones de la organización.

En el momento de la evaluación de un crédito, los bancos tienen muy en cuenta el conocimiento del componente humano de la PyME que solicita el crédito y las características cualitativas y cuantitativas actuales de la organización; debido principalmente a que no existen registros históricos que permitan realizar un análisis estadístico del comportamiento de pago de las PyMEs y a que los modelos existentes aún

no integran a su funcionamiento información altamente cualitativa generada por el juicio de los expertos, que tienen la potencialidad de suplir la falta de información financiera en las centrales de riesgo.

2.1 Las cinco C del crédito

En los últimos años ha nacido una nueva tendencia para la caracterización de las PyMEs, que permite extraer información puntual para ayudar a la toma de decisiones en los bancos que ofertan créditos a estas organizaciones. Esta tendencia se enfoca en la división de la información que se tiene de cada una de las PyME en 5 factores, que describen a grandes rasgos que tan buena es esta para responder por sus obligaciones comerciales y financieras. Los cinco factores involucran información cuantitativa y cualitativa, y se han convertido en una línea de guía para la evaluación y análisis de créditos bajo la incertidumbre, y enmarcan los componentes más importantes para los encargados de tomar las decisiones de otorgamiento de créditos en los bancos (Baiden, 2011).

Estos factores son conocidos como “Las cinco C del crédito”, la cuales son: capital, capacidad, colateral, condiciones y carácter; las tres primeras hacen referencia al componente cuantitativo, mientras las dos últimas hacen referencia al componente cualitativo. En algunos casos el factor “colateral” puede hacer parte del componente cualitativo.

El componente cuantitativo está basado en los estados financieros y operacionales de la PyME, y por su lado el componente cualitativo está basado en el juicio o conocimiento de los expertos y de la información reportada en los medios de comunicación. A continuación, se describe cada una de las cinco c del crédito para tener una mejor visión de la información que está contenida en cada una de ellas:

2.1.1 Capital

El capital se entiende como el dinero que tiene una empresa reservado para afrontar algún evento o problema; lo que representa fondos retenidos como protección ante las pérdidas no esperadas de la organización (Baiden, 2011). Un bajo capital se interpreta como alta probabilidad de quedar en mora ante una obligación crediticia, mientras un buen capital

disminuye esta probabilidad. Algunas de las variables que describen este factor son: nivel de endeudamiento de la empresa (Total pasivos/Total Activos), cantidad de capital invertido, patrimonio y nivel de endeudamiento del representante legal.

2.1.2 Capacidad

Este factor se define como la habilidad administrativa de la empresa de generar los ingresos suficientes para cubrir todas las obligaciones y producir ganancias. Para los bancos, la capacidad es la c más importante de las cinco, ya que representa la principal fuente de dinero para que la empresa cumpla con la obligación del crédito adquirido (Baiden, 2011). Por otro lado, muestra la habilidad que tiene una empresa de utilizar su dinero para producir más, lo que genera para el banco seguridad de que el dinero prestado generará valor a la empresa y por consiguiente flujo de caja para el pago de la deuda. Algunos indicadores para este factor son: Altman Z-score, Margen EBITDA y el ROA.

2.1.3 Colateral

Representa a los bienes y activos comprometidos como respaldo a la deuda adquirida. También se le conoce como garantía de la deuda, que se ve reflejada en cuentas por cobrar, inventario, equipo o bienes raíces (Baiden, 2011). Los bancos tienen catalogado este factor como la segunda fuente destinada al pago de la deuda y no otorgan ningún crédito en ausencia de este (Saavedra Garcia & Saavedra Garcia, 2010).

2.1.4 Condiciones

(Saavedra Garcia & Saavedra Garcia, 2010) mencionan que las condiciones son todos los factores exógenos a la PyME que pueden tener efecto sobre el curso normal del pago de la deuda debido principalmente a cambios en el sector económico, cambios políticos o cambios normativos. Otros autores como (Abrahams & Zhang, 2015) enfocan este factor al destino del crédito y que tal favorable es para la PyME la utilización del dinero del crédito para este fin.

2.1.5 Carácter

El carácter está relacionado directamente con el historial crediticio y el comportamiento financiero de la PyME. Se describe como los hábitos de pago que puedan ser validados,

cuantificados y verificados por referencias comerciales o externas a la organización (Saavedra Garcia & Saavedra Garcia, 2010). El carácter también representa la estabilidad, integridad y responsabilidad de la PyME en sus relaciones financieras a través del tiempo (Baiden, 2011).

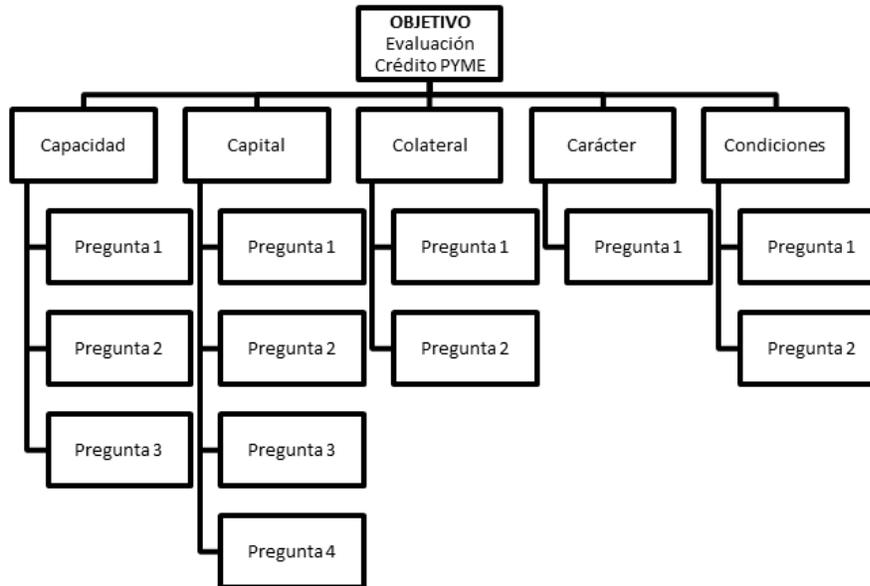
Este factor es el más difícil de obtener ya que puede darse el caso de que la PyME no cuente con experiencia en el sector bancario, por lo que no tiene una historia crediticia que de indicios de que tan buena es su reputación frente a obligaciones financieras.

2.2 Caracterización de una PyME

Para la caracterización de las PyMEs que se trabajaron en este proyecto, se hizo uso del enfoque de las cinco c del crédito, las cuales son consideradas como criterios principales para la toma de decisión en cada uno de los modelos desarrollados. Cada uno de estos cinco criterios está compuesto de subcriterios, los cuales están dados en términos de preguntas que solicitan información referente a la definición del criterio y que representan las variables para la construcción de los modelos. El número de subcriterios es diferente para cada uno de los criterios y fueron definidos por expertos de diferentes organizaciones tales como: Gulungo, Cobelén ahorro y crédito, y la universidad EIA.

Cada subcriterio puede ser de dos tipos: cuantitativo o cualitativo, lo cual no depende de la naturaleza del criterio principal, los cuales a su vez también pueden ser cuantitativos o cualitativos como se mencionó anteriormente. De esta forma si el criterio es cuantitativo, sus subcriterios pueden ser cuantitativos o cualitativos, y si el criterio es cualitativo, sus subcriterios también pueden ser cuantitativos o cualitativos.

La relación subcriterio a criterio crea una estructura jerárquica que permite manejar modularmente la importancia de cada uno de los elementos que influyen en la toma de decisión a la hora de evaluar un crédito para una PyME. En la Figura 2-1 se puede apreciar un ejemplo para la estructura de evaluación y caracterización de una PyME.

Figura 2-1: Estructura jerárquica para la evaluación y caracterización de una PyME.

Creación propia

En ese mismo orden de ideas, cada subcriterio (pregunta) tiene posibles respuestas. Estas respuestas no hacen parte de la estructura jerárquica ya que se encargan de asignarle un valor en puntos y un nivel de riesgo a cada subcriterio, de tal forma que se puede obtener un puntaje total y el nivel de riesgo de otorgar un crédito, para cada PyME evaluada.

2.2.1 Definición de subcriterios

Para la definición de los subcriterios de cada uno de los criterios, se contó con la experticia y conocimiento de siete tomadores de decisiones que se desempeñan en el sector financiero. A cada uno de ellos se les compartió un total de 54 subcriterios (preguntas), las cuales se seleccionaron con ayuda de analistas de créditos, siguiendo las recomendaciones encontradas en la literatura (Angilella & Mazzù, 2015; Baiden, 2011; Behr, Foos, & Norden, 2015; Chen, Xiang, Liu, & Wang, 2012; Cubiles-De-La-Vega, Blanco-Oliver, Pino-Mejías, & Lara-Rubio, 2013; Dereliolu & Gürgen, 2011; Dietsch & Petey, 2002; Kubler, Robert, Derigent, Voisin, & Le Traon, 2016; K. Li, Niskanen, Kolehmainen, & Niskanen, 2016; Mardani, Jusoh, Bagheri, & Kazemilari, 2015; Mardani, Jusoh, & Zavadskas, 2015) y buscando la mayor cantidad de información posible que se

pudiera obtener fácilmente ante la ausencia de bases de datos sobre estados financieros e información cualitativa de las PyMEs.

Cada uno de los siete expertos en el análisis de créditos, seleccionaron los subcriterios más relevantes para ellos a la hora de otorgar dinero a una PyME. Esta selección se realizó de manera independiente para cada uno, con el fin de no condicionar las respuestas, y fue utilizada como filtro para reducir el número de variables que se tuvieron en cuenta para la construcción de los modelos, dando como resultado un total de 36 subcriterios (preguntas) para la caracterización de una PyME. El filtro consistió en escoger aquellos subcriterios que fueron seleccionados por al menos cuatro de los siete expertos.

2.2.2 Definición de respuestas para cada subcriterio

Una vez definidas las preguntas necesarias para la caracterización de una PyME, es necesario definir las posibles respuestas que tendrán cada uno de estos subcriterios. Para este fin, se partió de la clasificación de cada subcriterio como cualitativo o cuantitativo, de acuerdo con la naturaleza de la información a la que hace referencia

Las respuestas a un subcriterio cuantitativo están dadas por un valor numérico, el cual depende del dominio específico de cada uno de los subcriterios. Para este tipo de subcriterio, cada uno de los siete expertos dio a conocer cinco valores que funcionan como umbral para el cual su decisión cambiaría de nivel de riesgo. Un ejemplo para este caso se puede apreciar en la Tabla 2-1, en la cual se muestran las respuestas de tres de los siete expertos. Por ejemplo, para el experto 1 hay un riesgo muy alto si la experiencia del representante legal es de dos o menos años, hay un riesgo alto si la experiencia está entre tres y dos años, hay un riesgo medio si la experiencia está entre cuatro y tres años, hay un riesgo bajo si la experiencia está entre cuatro y cinco años, y si la experiencia es mayor a cinco años el riesgo es muy bajo.

Las respuestas a un subcriterio cualitativo están dadas por múltiples opciones con única selección; para cada una de las posibles opciones de este tipo de subcriterio, cada uno de los expertos asignó un nivel de riesgo expresado como un número entero entre el uno y el cinco; siendo el uno, riesgo muy alto, y el cinco, riesgo muy bajo. Un ejemplo para este caso se puede apreciar en la Tabla 2-2, en la cual, al igual que en la Tabla 2-1, se muestran las respuestas de tres de los siete expertos. Por ejemplo, el experto 3 califica como riesgo bajo el hecho de que la PyME cuente con comité o junta directiva, mientras otorga una calificación de riesgo medio si la PyME no cuenta con comité ni junta directiva.

Tabla 2-1: Ejemplo de respuestas para un subcriterio cuantitativo (Creación propia).

Años de experiencia en el sector del representante legal/gerente	Experto 1	Experto 2	Experto 3
5 riesgo muy bajo	5+	20+	8+
4 riesgo bajo	5	20	8
3 riesgo medio	4	15	5
2 riesgo alto	3	7	3
1 riesgo muy alto	2	2	1

Tabla 2-2: Ejemplo de respuestas para un subcriterio cualitativo (Creación propia).

¿Cuenta con junta directiva o comité de decisión?	Experto 1	Experto 2	Experto 3
Si tiene junta o comité	4	5	4
No tiene junta ni comité	2	3	3

Todos los subcriterios de tipo cuantitativo siguen el mismo patrón de respuestas, las cuales están dispuestas en cinco niveles de riesgo (ver Tabla 2-1) Para los subcriterios cualitativos, las respuestas cambian entre un subcriterio y otro.

Al final del proceso de recolección de información de una PyME mediante el uso de los 36 subcriterios, se obtuvo para cada uno un nivel de riesgo, en términos de un conjunto borroso, y un puntaje, el cual se encuentra entre cero y 100 puntos.

Para determinar el número de conjuntos borrosos que se deben utilizar en la construcción de los niveles de riesgo, no existe una regla o fórmula general. (Martín del Brío & Sanz Molina, 2005) recomiendan utilizar un número de conjuntos borrosos impar y mencionan que un valor menor a tres conjuntos borrosos no describe lo suficiente a la variable que brinda la información, mientras un número de conjuntos borrosos mayor a siete no aporta más información de la variable que se está describiendo. Los niveles y puntajes fueron seleccionados de acuerdo con las recomendaciones de la literatura y utilizando la experiencia de los analistas de crédito (Aytac, Tus, & Kundakci, 2011; Hashemi, Hajiagha, Zavadskas, & Mahdiraji, 2016; Kwong C K and Bai H, 2002; Rouyendegh & Erol, 2012; Torfi, Farahani, & Rezapour, 2010). Por lo anterior, se definieron cinco niveles de riesgo y puntajes que se pueden observar en la Tabla 2-3:

Tabla 2-3: Niveles de riesgo y puntajes (Creación propia).

Nivel de riesgo	Puntos
Riesgo muy alto (1)	20 puntos.
Riesgo alto (2)	40 puntos.
Riesgo medio (3)	60 puntos.
Riesgo bajo (4)	80 puntos.
Riesgo muy bajo (5)	100puntos.

2.2.3 Asignación de niveles de riesgo para cada respuesta

Para el desarrollo de modelos que apoyen la decisión de asignar o no un crédito a corto plazo a una PyME, se contó con la ayuda de expertos en el área de análisis de créditos. Cada uno de estos expertos se encargaron de contestar cada uno de los 36 subcriterios seleccionados, teniendo en cuenta las posibles respuestas que se definieron para cada

uno de ellos y siguiendo la metodología mencionada anteriormente, como se muestra en la Tabla 2-1 y la Tabla 2-2. Como era de esperarse, cada uno de los expertos tiene diferente criterio al momento de responder, por lo que las respuestas difieren entre decisores. Esta diferencia da pie para la aparición de información imprecisa para la toma de decisiones y hace necesario la utilización de conceptos como la lógica borrosa, que permitan trabajar con este tipo de información y permita mezclar variables cualitativas con cuantitativas, en la elaboración de los modelos (Malhotra & Malhotra, 2002; Medina & Manco, 2007; Medina & Paniagua, 2008).

De acuerdo con la clasificación de cada subcriterio, se propuso una metodología para unificar el conocimiento de los expertos y poder construir un conjunto borroso que permita asignar un único nivel de riesgo y un único puntaje a cada respuesta de acuerdo con la Tabla 2-3.

- Lógica borrosa

La lógica borrosa es una herramienta que permite incorporar información cualitativa y conocimientos de expertos, en un área del saber en particular, a sistemas que homologan la forma en la que el cerebro razona. En la lógica borrosa se habla de conjuntos, a los cuales un elemento puede pertenecer en cierto grado de veracidad; lo que difiere de la lógica clásica en la cual un elemento pertenece o no pertenece a un conjunto en su totalidad (Aytac et al., 2011; Zadeh, 2015). Estos conjuntos son conocidos como conjuntos borrosos y el valor de veracidad, de la pertenencia de un elemento a dicho conjunto, está dado por una función matemática conocida como función de membresía. La lógica borrosa ha tomado fuerza en los últimos años gracias a su capacidad de representar el mundo real como lo piensan los seres humanos y a su capacidad de trabajar bajo incertidumbre con información imprecisa (Aytac et al., 2011; Martín del Brío & Sanz Molina, 2005; Rouyendegh & Erol, 2012).

▪ Conjunto Borroso

Un conjunto borroso es un grupo de elementos caracterizados por una función de membresía, que le asigna a cada elemento un valor de veracidad para la pertenencia a un conjunto y cuyo valor se encuentra entre cero y uno. Para los conjuntos borrosos se extiende los conceptos de unión, intersección, complemento, relación, entre otros, que vienen de la teoría de conjuntos clásicos (Zadeh, 1965, 2015).

Para la construcción de los conjuntos borrosos que representan el riesgo y el puntaje asignado a cada una de las respuestas, se trabajó con funciones de membresía del tipo singleton y triangular.

Un conjunto borroso tipo singleton ($CBS_{(a)}$) está representado por una función de membresía definida por un solo punto en el cual la función toma el valor de uno, en cualquier otro caso toma el valor de cero (ver Ecuación (2-1)).

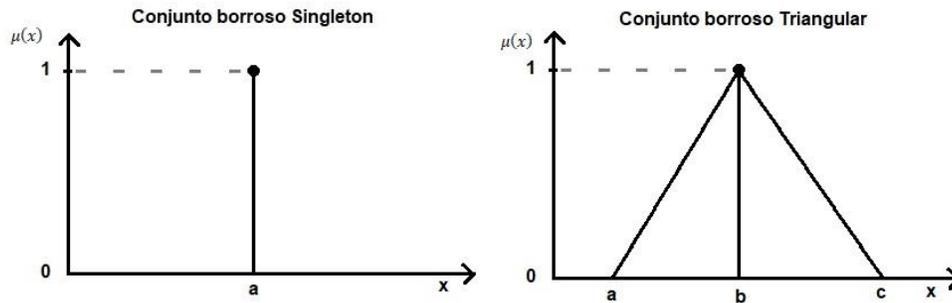
$$\mu(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x = a \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (2-1)$$

Un conjunto borroso tipo triangular ($CBT_{(a,b,c)}$) está definido por una función de membresía definida por tres puntos: a, b y c. Esta función toma valores mayores a cero en el intervalo comprendido entre a y c, y toma el valor de uno en el punto b (ver Ecuación ((2-2)).

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & x > c \end{cases} \quad (2-2)$$

En la Figura 2-2 se puede ver la gráfica de un conjunto borroso singleton y un conjunto borroso triangular.

Figura 2-2: Gráfica de un conjunto borroso singleton y triangular.



Creación propia

Para cada subcriterio que caracteriza una PyME se construyeron cinco conjuntos borrosos teniendo en cuenta el tipo del mismo y tomando como referencia la información de la Tabla 2-3. Para las respuestas de un subcriterio de tipo cualitativo se utilizaron conjuntos borrosos de tipo singleton, mientras que para las respuestas de un subcriterio de tipo cuantitativo se utilizaron conjuntos borrosos de tipo triangular.

Para los subcriterios de tipo cualitativo se calculó el promedio de las respuestas de cada uno de los siete expertos, obteniendo un valor entre uno y cinco. Este valor se redondeó a un número entero con el fin de obtener un nivel de riesgo que represente el conocimiento de todos los expertos. El valor que se obtuvo al final es el valor que configura el parámetro a de un conjunto borroso de tipo singleton y es en el cual la función toma el valor de pertenencia de uno. Al final de este proceso cada respuesta tiene un nivel de riesgo asignado representado por un conjunto borroso singleton.

Tomando como ejemplo el subcriterio de la Tabla 2-2 y suponiendo la existencia de solo los tres expertos que se visualizan en ella, el promedio de las calificaciones para la respuesta "Si tiene junta o comité" es de 4.33. El valor redondeado a número entero es 4, por lo que el nivel de riesgo para esta respuesta es bajo y los puntos asignados son 80 (ver Tabla 2-3).

Para los subcriterios de tipo cuantitativo se utilizó una metodología diferente debido a que se necesitaba encontrar los parámetros a , b y c para construir un conjunto borroso triangular. En este caso se calculó el promedio de los umbrales para cada nivel de riesgo dado en las respuestas de los siete expertos; este valor no fue redondeado como en el caso de los subcriterios cualitativos y se utilizó como parámetro b del conjunto borroso triangular. Para determinar los parámetros a y c , se seleccionaron el valor mínimo y el valor máximo respectivamente, entre las respuestas dadas por los expertos.

Tomando como ejemplo el subcriterio de la Tabla 2-1 y suponiendo la existencia de solo los tres expertos que se visualizan en ella; el conjunto borroso triangular para el nivel de riesgo medio con un valor de 60 puntos (ver Tabla 2-3), está dado por: el parámetro " b ", el cual tiene un valor de 8 años; el parámetro " a " con un valor de 4 años y el parámetro " c " con un valor de 15 años.

3. Diseño de la estructura del modelo borroso propuesto

La toma de decisiones multicriterio (TDMC) es un área que ha permitido dar solución a muchos problemas de la vida real, para los cuales no existe un único elemento que determine una acción a seguir. Para la toma de decisiones existen tres escenarios posibles: bajo certidumbre, bajo riesgo y bajo incertidumbre. Las decisiones bajo certidumbre son aquellas que se toman teniendo pleno conocimiento de lo que ocurrirá al seleccionar una alternativa de solución, las decisiones bajo riesgo son las que cuentan con datos estadísticos de la probabilidad de ocurrencia de un evento al seleccionar una alternativa de solución, y las decisiones bajo incertidumbre son aquellas que se toman cuando no hay información que ayude a la selección de la mejor alternativa (Baird, 1989).

Los seres humanos se enfrentan a diario a situaciones en las cuales necesitan tomar decisiones de forma acertada. La mayor parte de estas decisiones son tomadas bajo incertidumbre, sin tener en cuenta todos los posibles criterios y considerando solo una parte de toda la información disponible, esto debido a la incapacidad que tiene el cerebro humano para procesar gran cantidad de información compleja al mismo tiempo (Kubler et al., 2016). Algunas decisiones pueden ser simples de tomar cuando las consecuencias de tomar una mala decisión son pequeñas; sin embargo, las decisiones cuyas consecuencias son significativas necesitan ser tomadas con mayor seriedad y utilizar métodos que permitan garantizar una solución razonable (Govindan & Jepsen, 2016).

Los métodos de la TDMC permiten trabajar con información de diferentes criterios al mismo tiempo e incluir información sobre juicios de expertos. Dentro de estos métodos se destacan el ELECTRE (Elimination and Choice Expressing Reality), TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution), VIKOR (Multicriteria Optimization and Compromise Solution), AHP (Analytic Hierarchy Process) y PROMETHEE (Preference

Ranking Organization Methods for Enrichment Evaluations) (Ferreira, Santos, & Dias, 2014; Goodwin, 2005; Govindan & Jepsen, 2016; Mousavi-Nasab & Sotoudeh-Anvari, 2017; Villacreses, Gaona, Martínez-Gómez, & Jijón, 2017).

3.1 Métodos para la toma de decisiones para el modelo borroso propuesto

Para el diseño del modelo propuesto en este documento, se utilizaron las características del método ELECTRE y AHP, mezcladas con técnicas de la lógica borrosa que permiten trabajar la información imprecisa que se obtuvo de siete expertos del área de análisis de créditos. La elección del método AHP fue debido a su buen sustento matemático y a la posibilidad de encontrar un valor adecuado para los pesos de los subcriterios a partir de comparaciones de preferencia entre ellos; el método ELECTRE por su parte aporta la capacidad de categorizar las PyMEs con respecto a niveles de riesgo definidos por expertos y datos históricos.

Ambos métodos hacen parte del conjunto de herramientas multicriterio que permiten tener más claridad para tomar una decisión cuando esta tiene un carácter complejo. Los criterios que componen las alternativas presentes en el problema pueden ser de dos tipos: criterios de minimización y criterios de maximización. Es muy importante tener esta clasificación presente cuando se realizan comparaciones de preferencia entre criterios y cuando se necesita normalizar los datos para aplicar cada uno de los métodos mencionados (Camarinha-Matos & Vafaei, 2015).

3.1.1 Método ELECTRE

Este método para la TDMC fue propuesto por Bernard Roy y Sussman en el año 1966 en los trabajos realizados por la compañía de consultoría SEMA. Este método fue publicado en el año 1968 como ELECTRE I, y a partir de este momento comenzaron a desarrollarse muchos otros métodos como mejoras al inicialmente propuesto. Los más reconocidos actualmente son el ELECTRE II, ELECTRE III, ELECTRE IV y el ELECTRE TRI, los cuales difieren entre sí operacionalmente y en el tipo de problemas a los cuales pueden ser aplicados (J. R. Figueira, Greco, & Roy, 2009; J Figueira, Mousseau, & Roy, 2005; Govindan & Jepsen, 2016).

El método ELECTRE I fue diseñado para trabajar con problemas en los cuales se necesita encontrar preferencias entre alternativas con el fin de lograr definir cuál de ellas es mejor opción que las demás. El método ELECTRE II (1971) se encarga de problemas en los cuales se requiere una clasificación, buscando crear un orden jerárquico de importancia; en este método los pesos de los criterios tienen el mismo valor. El método ELECTRE III (1978) difiere de los demás en que las comparaciones entre criterios se trabajan como relaciones borrosas y no hay pesos que condicionen los criterios, este método también busca un orden jerárquico de las alternativas. El método ELECTRE IV (1982) se caracteriza por no utilizar pesos de importancia para cada uno de los criterios y trabajar con relaciones de credibilidad. Por último el método ELECTRE TRI (1992) busca categorizar las alternativas en perfiles definidos como conjuntos borrosos e incorpora el concepto de alfa cortes para trabajar con la credibilidad de la decisión (J. R. Figueira et al., 2009; J Figueira et al., 2005; José Figueira & Roy, 2002; Govindan & Jepsen, 2016).

El nombre de ELECTRE viene del francés ELimination Et Choix Traduisant la REalité (Eliminación y elección para traducir la realidad), y fue pensado para reducir el tamaño del conjunto de alternativas (soluciones) disponibles para un problema en particular, mediante la sobre calificación de cada uno de los criterios que poseen las alternativas. Para la determinación de cuál de las alternativas es la mejor, el método no cuenta con una solidez matemática en su teoría, pero es fácil de aplicar a problemas de la vida real (Belton & Theodor, 2003).

El método ELECTRE está fundamentado en dos conceptos: la concordancia y la discordancia. La concordancia mide hasta qué punto, para un número de criterios n , la alternativa A es preferida o mejor que la alternativa B. La discordancia por su parte mide hasta qué punto, para un número de criterios n , no existe ningún criterio para el cual alternativa B sea preferida o mejor que la alternativa A (Ishizaka & Nemery, 2013; Rogers, Bruen, & Maystre, 2000).

- Metodología ELECTRE

La metodología para la implementación del método ELECTRE es la siguiente:

Paso 1: se construye la matriz decisional ($MD_{m \times n}$), la cual es una matriz $m \times n$, donde m representa el número de alternativas para dar solución a un problema y n representa el

número de criterios que componen cada alternativa. Cada posición de la matriz representa el valor de la calificación alcanzado por cada alternativa en cada uno de sus criterios.

Paso 2: se clasifica cada uno de los criterios en criterio de maximización o criterio de minimización, de acuerdo con su impacto en la toma de la decisión. Esta clasificación es importante para determinar los cálculos que se realizaran durante el proceso de implementación del método.

Paso 3: se asigna a cada criterio un peso que representa su importancia al momento de tomar una decisión, estos pesos son presentados como un vector $1 \times n$ y son determinados por un decisor con experiencia en el manejo de situaciones similares a la que representa el problema de selección de alternativas que se esté trabajando. La suma del vector de pesos debe ser igual a uno.

En la Figura 3-1 se puede observar el resultado de los pasos 1, 2 y 3; donde: A_i representa cada una de las alternativas que se tiene a disposición y de las cuales se desea seleccionar la mejor opción, C_j representa cada uno de los criterios que componen a una alternativa, V_{ij} representa el valor de la calificación alcanzada por la alternativa i en un criterio j y W_j representa el pesos asignado al criterio j .

Figura 3-1: Estructura inicial del método ELECTRE.

		Criterios						
		MAX C_1	MAX C_2	MIN C_3	...	MIN C_j	...	MAX C_n
Alternativas	A_1	V_{11}	V_{12}	V_{13}	...	V_{1j}	...	V_{1n}
	A_2	V_{21}	V_{22}	V_{23}	...	V_{2j}	...	V_{2n}

	A_i	V_{i1}	V_{i2}	V_{i3}	...	V_{ij}	...	V_{in}

	A_m	V_{m1}	V_{m2}	V_{m3}	...	V_{mj}	...	V_{mn}
		W_1	W_2	W_3	...	W_j	...	W_n

Creación propia

Paso 4: se construye la matriz cuadrada $m \times m$ de índices de concordancia ($MIC_{m \times m}$) comparando las alternativas entre sí. Cada posición de esta matriz es igual a la suma de los pesos asociados a los criterios para las cuales una alternativa es mejor que otra, si los criterios tienen el mismo valor se suma la mitad del valor del peso; la diagonal de esta matriz no tiene valores y la suma de los elementos simétricos, con respecto a la diagonal principal, es igual a uno. A modo de ejemplo, $C(A_1, A_2)$ se calcula como la suma de los pesos de los criterios para los cuales A_1 es mejor que A_2 , y la suma entre $C(A_1, A_2)$ y $C(A_2, A_1)$ debe ser igual a uno (ver Figura 3-2).

Cuando se comparan los criterios entre alternativas hay que tener en cuenta que los criterios de maximización son mejores cuando su valor es mayor que otro y los criterios de minimización son mejores cuando su valor es menor que otro.

Figura 3-2: Matriz de índices concordancia.

Matriz de índices de concordancia						
	A_1	A_2	...	A_g	...	A_m
A_1		$C(A_1, A_2)$...	$C(A_1, A_g)$...	$C(A_1, A_m)$
A_2	$C(A_2, A_1)$...	$C(A_2, A_g)$...	$C(A_2, A_m)$
...
A_f	$C(A_f, A_1)$	$C(A_f, A_2)$	$C(A_f, A_m)$
...
A_m	$C(A_m, A_1)$	$C(A_m, A_2)$...	$C(A_m, A_g)$...	

Creación propia

Paso 5: se normaliza la $MD_{m \times n}$ teniendo en cuenta si el criterio es de maximización o de minimización. Si el criterio es de minimización se utiliza la Ecuación (3-1). Si el criterio es de maximización se utiliza la Ecuación (3-2). Donde VN_{ij} es el valor normalizado para la alternativa i y el criterio j (Camarinha-Matos & Vafaei, 2015). Luego se pondera la matriz multiplicando cada columna por su peso de importancia, obteniendo la matriz decisional normalizada y ponderada ($MDNP_{m \times n}$).

$$VN_{ij} = \frac{\frac{1}{V_{ij}}}{\sum_{i=1}^m \frac{1}{V_{ij}}} \quad (3-1)$$

$$VN_{ij} = \frac{V_{ij}}{\sum_{i=1}^m V_{ij}} \quad (3-2)$$

Paso 6: se construye la matriz cuadrada $m \times m$ de índices de discordancia ($MID_{m \times m}$) comparando las alternativas entre sí y tomando como referencia para los cálculos la $MDNP_{m \times n}$. Cada posición de esta matriz es igual al cociente entre, el máximo de los valores absolutos de las diferencias entre los criterios para los cuales una alternativa es peor que otra, y el máximo de los valores absolutos de las diferencias entre todos los criterios; la diagonal de esta matriz no tiene valores. A modo de ejemplo, $D(A_1, A_2)$ se calcula como el cociente entre, el máximo de los valores absolutos de la diferencia entre los criterios para los cuales A_1 es peor que A_2 , y el máximo de los valores absolutos de la diferencia entre todos los criterios de A_1 y A_2 .

Figura 3-3: Matriz de índices de discordancia.

Matriz de índices de discordancia						
	A_1	A_2	...	A_g	...	A_m
A_1		$D(A_1, A_2)$...	$D(A_1, A_g)$...	$D(A_1, A_m)$
A_2	$D(A_2, A_1)$...	$D(A_2, A_g)$...	$D(A_2, A_m)$
...
A_f	$D(A_f, A_1)$	$D(A_f, A_2)$	$D(A_f, A_m)$
...
A_m	$D(A_m, A_1)$	$D(A_m, A_2)$...	$D(A_m, A_g)$...	

Creación propia

Paso 7: se obtienen los umbrales de concordancia (UC) y discordancia (UD). Estos umbrales representan el nivel de exigencia y tolerancia de un decisor al realizar una

comparación entre dos alternativas. Los umbrales de concordancia y discordancia se calculan como el promedio de los valores de la matriz de concordancia y discordancia respectivamente, sin tener en cuenta en el cálculo la diagonal principal (ver Ecuación (3-3) y Ecuación (3-4)).

$$UC = \frac{\sum_{f=1}^m \sum_{g=1}^m C(A_f, A_g)}{m * (m - 1)}, \text{ para } f \neq g \quad (3-3)$$

$$UD = \frac{\sum_{f=1}^m \sum_{g=1}^m D(A_f, A_g)}{m * (m - 1)}, \text{ para } f \neq g \quad (3-4)$$

Paso 8: se construye la matriz de dominancia concordante ($MDC_{m \times m}$) y la matriz de dominancia discordante ($MDD_{m \times m}$). La $MDC_{m \times m}$ se construye comparando cada posición de la $MIC_{m \times m}$ con el UC , si la posición es mayor que el UC se coloca el valor de uno, de lo contrario se coloca un cero (ver Ecuación (3-5)). La $MDD_{m \times m}$ se construye comparando cada posición de la $MID_{m \times m}$ con el UD , si la posición es mayor que el UD se coloca el valor de cero de lo contrario se coloca un uno (ver Ecuación (3-6)). En la diagonal principal de ambas matrices no hay valores.

$$MDC(A_f, A_g) = \begin{cases} 1, & C(A_f, A_g) > UC \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3-5)$$

$$MDD(A_f, A_g) = \begin{cases} 0, & D(A_f, A_g) > UD \\ 1, & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3-6)$$

Paso 9: se construye la matriz de dominancia agregada ($MDA_{m \times m}$). Esta matriz toma el valor de uno cuando para la misma posición de la $MDC_{m \times m}$ y la $MDD_{m \times m}$ el valor es uno, y toma el valor de cero en otro caso (ver Ecuación (3-7)). En la diagonal principal de la matriz no hay valores.

$$MDA(A_f, A_g) = \begin{cases} 1, & MDC(A_f, A_g) = 1 \text{ y } MDD(A_f, A_g) = 1 \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3-7)$$

Una vez se obtiene la MDA_{mxm} se procede a la interpretación, mirando la matriz desde las filas hacia las columnas. Si en este proceso, el valor de la posición de la matriz tiene el valor de uno, indica que la alternativa de la fila es mejor para cualquier criterio que la alternativa de la columna. Con esta información se puede encontrar cuales alternativas dominan a las otras y elaborar un grafo que permite ver dicha dominancia. Para la elaboración del grafo se traza una línea desde la alternativa dominante hasta la dominada; al final la alternativa más dominante y menos dominada es la que se debe seleccionar (Aytac et al., 2011; Belton & Theodor, 2003; J. R. Figueira et al., 2009; José Figueira & Roy, 2002; Govindan & Jepsen, 2016; Ishizaka & Nemery, 2013; Rogers et al., 2000).

3.1.2 Método AHP

El Proceso de Jerarquía Analítica fue propuesto por Thomas Saaty en 1980 como un método para la TDMC, el cual tiene como características principales el sustento matemático, la imparcialidad, manejo de criterios cuantitativos y cualitativos, y su sistema de comparaciones lógico que permiten analizar el problema por partes. Este método ha sido utilizado ampliamente a nivel mundial debido a su flexibilidad al momento de mezclarlo con métodos de optimización y por permitir incorporar el conocimiento que existe en cerebro humano a la hora de tomar decisiones basadas en preferencias (Kubler et al., 2016; R. W. Saaty, 1987; T. L. Saaty, 1988).

El método consiste en construir un árbol jerárquico basado en niveles para la calificación de alternativas y poder ordenarlas de acuerdo con su nivel de importancia. El primer nivel corresponde a los criterios que se tiene en cuenta para tomar una decisión. Los niveles siguientes contienen los subcriterios que describen a cada uno de los criterios que se encuentran en el nivel anterior del árbol jerárquico, por lo que en el segundo nivel se tienen los subcriterios que describen a cada uno de los criterios del primer nivel y que a su vez hacen el papel de los criterios para el tercer nivel. Para el árbol jerárquico construido, el

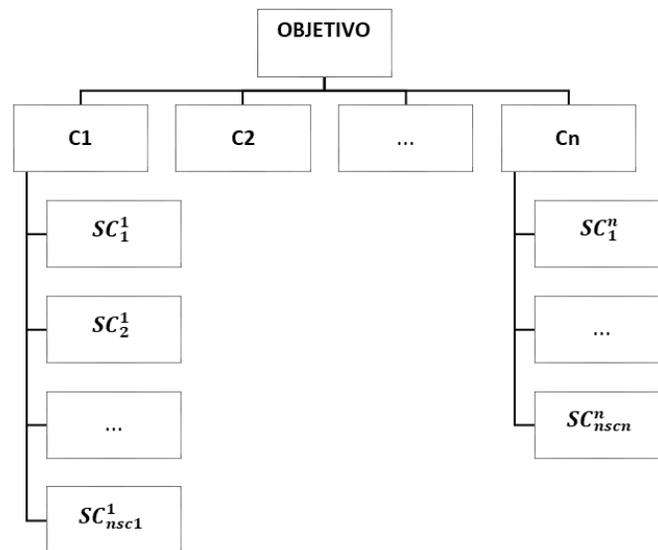
método utiliza matrices de comparación para almacenar las preferencias de un experto para cada nivel de criterios y obtener la importancia de cada elemento del árbol jerárquico en la toma de una decisión (Ferreira et al., 2014; Ho, 2008; Vaidya & Kumar, 2006).

- Metodología AHP

La metodología para la implementación del método AHP es la siguiente:

Paso 1: construir el árbol jerárquico de decisiones (*AJD*). En la parte superior del árbol se ubica el objetivo deseado para el cual se requiere tomar una decisión; en el primer nivel se ubican los criterios principales que fueron definidos como fundamentales para tomar la decisión y en los niveles inferiores se ubican los subcriterios que describen cada criterio de nivel superior. Cada nivel del árbol jerárquico debe tener por lo menos tres elementos. En la Figura 3-4 se puede observar un *AJD* el cual tiene n criterios de primer nivel, el criterio 1 ($C1$) está descrito por $nsc1$ (número de subcriterios para el criterio 1) subcriterios, el criterio 2 ($C2$) no tiene subcriterios y el criterio n (Cn) está descrito por $nscn$ (número de subcriterios para el criterio n) subcriterios. Este árbol jerárquico solo tiene dos niveles; sin embargo, pueden desplegarse más niveles a partir del segundo nivel.

Figura 3-4: Árbol jerárquico de decisiones.



Creación propia

Para la construcción del *AJD* se recomienda elegir una cantidad de niveles adecuada para la descripción del problema y que la relación entre niveles adyacentes sea de modo causal.

Paso 2: construir las matrices de comparación ($MC_{n \times n}$) para cada nivel del *AJD*. Estas matrices consisten en comparar cada grupo de criterios de un nivel del *AJD* con ellos mismos, asignando a cada posición de la matriz un valor de preferencia de un criterio sobre el otro. Los valores de preferencias asignados son tomados de la escala de valores propuesta por Saaty (ver Tabla 3-1). La diagonal principal de estas matrices tiene el valor de uno, dando a entender que no existe preferencia entre criterios iguales, y los elementos simétricos, con respecto a la diagonal, cumplen la igualdad de la Ecuación (3-8).

$$a_{ij} = \frac{1}{a_{ji}}, \quad \text{donde } i \text{ representa la fila y } j \text{ la columna} \quad (3-8)$$

Tabla 3-1: Escala de valores propuesta por Saaty (Creación propia).

Intensidad de importancia en una escala absoluta	Definición	Explicación
1	Igual importancia	Dos criterios contribuyen igualmente al objetivo
3	Importancia moderada de una sobre la otra	La experiencia y los juicios del experto favorecen a un criterio sobre el otro
5	Importancia fuerte	La experiencia y los juicios del experto favorecen significativamente a un criterio sobre el otro
7	Importancia muy fuerte	Un criterio es fuertemente favorecido y su dominancia se ha demostrado en la práctica
9	Importancia extrema	Un criterio es totalmente favorecido sobre el otro
2, 4, 6, 8	Valores intermedios entre dos niveles adyacentes	Cuando se hace necesario un nivel medio

En la Figura 3-5 se puede apreciar la matriz de comparaciones para los criterios de nivel 1 y la matriz de comparaciones de nivel 2 para los subcriterios que componen al criterio 1.

Figura 3-5: Matriz de comparación.

<i>Nivel 1</i>	C_1	C_2	...	C_n
C_1	1	a_{12}	...	a_{1n}
C_2	a_{21}	1	...	a_{2n}
...
C_n	a_{n1}	a_{n2}	...	1

<i>Nivel 2 C1</i>	SC_1	SC_2	...	SC_{nsc}
SC_1	1	a_{12}	...	a_{1nsc}
SC_2	a_{21}	1	...	a_{2nsc}
...
SC_{nsc}	a_{nsc1}	a_{nsc2}	...	1

Creación propia

Paso 3: normalizar cada una de las $MC_{n \times n}$ que se obtuvieron de acuerdo con el *AJD*. Para cada matriz se calcula la sumatoria de cada una de sus columnas y luego cada elemento se divide por la sumatoria de su columna correspondiente (ver Ecuación (3-9)).

$$an_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^n a_{ij}} \tag{3-9}$$

Paso 4: Se calculan los promedios (P_i) de las filas para cada una de las matrices de comparación normalizadas ($M CN_{n \times n}$) (ver Ecuación (3-10)).

$$P_i = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{n} \quad (3-10)$$

La suma de los promedios calculados para cada una de las $MC_{n \times n}$ debe ser uno y representan las prioridades o pesos de importancia de cada uno de los elementos que componen la matriz. P_i es un vector de tamaño $n \times 1$ ($P_{n \times 1}$) que permite evaluar cada una de las alternativas presentes en el problema.

Paso 5: se verifica que la $MC_{n \times n}$ sea consistente mediante el cálculo del indicador de consistencia (CR). Este indicador evalúa que cada una de las comparaciones realizadas tienen sentido de acuerdo con el problema y han sido realizadas aleatoriamente, lo que le permite al método AHP cumplir la propiedad de transitividad y proporcionalidad. Para el cálculo del CR es necesario encontrar el índice de consistencia (IC) y el índice de aleatoriedad (IA) (ver Ecuación (3-11)).

$$CR = \frac{IC}{IA} \quad (3-11)$$

$$IC = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \quad (3-12)$$

En la Ecuación (3-12), n representa el número de criterios comparados en la $MC_{n \times n}$ y el parámetro λ_{max} se calcula de la siguiente manera:

- Cada $MC_{n \times n}$ se multiplica por el vector de pesos de importancia ($P_{n \times 1}$) para encontrar el vector $P'_{n \times 1}$.
- Cada posición del vector $P'_{n \times 1}$ se divide por su correspondiente posición en el vector $P_{n \times 1}$, obteniendo el vector $D_{n \times 1}$.
- λ_{max} se calcula como el promedio $D_{n \times 1}$.

Para el cálculo del IA , Saaty ha aproximado índices aleatorios para diversos números de criterios n con base en muchos ensayos, estos se pueden apreciar en la Figura 3-6.

Figura 3-6: Índices de aleatoriedad de Saaty.

Número de criterios	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
IA	0.00	0.00	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49	1.51	1.48	1.56	1.57	1.59

Creación propia

El resultado de CR debe ser menor a 0.1 para considerar aceptable la $MC_{n \times n}$, de lo contrario se debe reconstruir mediante nuevas preferencias dicha matriz (R. W. Saaty, 1987; T. L. Saaty, 1988; Subramanian & Ramanathan, 2012; Taylan, Bafail, Abdulaal, & Kabli, 2014; Vaidya & Kumar, 2006; Zopounidis & Doumpos, 2017).

3.2 Estructura del modelo propuesto

El modelo propuesto en este trabajo utiliza las características del método AHP para estructurar el problema en dos niveles jerárquicos: el primer nivel se compone de los criterios fundamentales para la evaluación de un crédito a corto plazo para una PyME, los cuales están representados por las 5C's del crédito; el segundo nivel lo componen los subcriterios de cada uno de los criterios del primer nivel. Estos subcriterios están en términos de preguntas que obtienen información cualitativa y cuantitativa de una PyME. Adicionalmente, el método AHP permite generar los pesos de importancia de cada uno de los elementos del árbol jerárquico de decisiones, lo que permite obtener una calificación final para cada alternativa evaluada.

Los pesos de importancia obtenidos del método AHP se utilizan como referente para la implementación del método ELECTRE. Este método permite realizar comparaciones y determinar cuál es la mejor alternativa a seleccionar dentro de un conjunto de posibles acciones. La combinación de los dos métodos para la toma de decisiones multicriterio

permite tomar la decisión de colocar un crédito de corto plazo a una PyME de manera más precisa y teniendo en cuenta el conocimiento y las reglas con la que un experto toma la decisión.

Actualmente en las organizaciones financieras, se procesan gran cantidad de solicitudes de crédito. Cada una de las solicitudes es asignada a un analista de riesgo, el cual se encarga de tomar la decisión de otorgar o no el crédito. Este proceso generalmente es demorado y cada analista toma la decisión de acuerdo con su experiencia y conocimiento, lo que incorpora subjetividad e incertidumbre a la toma de decisiones en la organización y hace que el proceso de otorgamiento de créditos sea poco homogéneo (Peña, Lochmuller, Murillo, Perez, & Velez, 2011; Saavedra Garcia & Saavedra Garcia, 2010).

Para trabajar con esta incertidumbre y disminuir el tiempo que toma analizar una solicitud de crédito, han desarrollado modelos que incorporan métodos para la toma de decisiones multicriterio que trabajan con los principios de la lógica borrosa. Métodos como el fuzzy AHP y el fuzzy ELECTRE (Aytac et al., 2011; Kubler et al., 2016; Mardani, Jusoh, & Zavadskas, 2015) son un ejemplo de esto; sin embargo, estos métodos no eliminan la subjetividad que se incorpora al sistema debido a los diferentes analistas que toman decisiones de manera independiente; lo que se traduce en que el otorgamiento o no de un crédito de corto plazo se vea directamente relacionado con el experto que estudia la solicitud. Ambos métodos incorporan escalas de calificación y preferencia en términos de conjuntos borrosos, pero desarrollan la misma metodología mencionada anteriormente en este capítulo.

El problema más relevante que se tiene para estos métodos mencionados es que parten de una escala borrosa definida y con base en esta, modelan la incertidumbre y subjetividad que se incorpora cuando se trabaja con varios tomadores de decisión. El método fuzzy AHP ha sido utilizado para la evaluación de los factores del éxito de un e-commerce, en donde se propone una escala de valores borrosa, la cual mide el grado de veracidad que se tiene de la importancia de un criterio frente a otro. Esta escala, a diferencia de la escala de valores propuesta por Saaty, está entre 0.5 y 1. Al final se obtuvo un modelo que permite evaluar un e-commerce de acuerdo con los pesos asignados a cada factor (Kong & Liu, 2005; Torfi et al., 2010) han utilizado el fuzzy AHP para obtener los pesos relativos en la

evaluación de la importancia de los criterios y utilizaron otros métodos multicriterio para la clasificación de las mejores alternativas. Los resultados que obtuvieron muestran que el combinar métodos para la toma de decisiones multicriterio es un enfoque viable para trabajar con información imprecisa y mejorar el desempeño de las respuestas. Otro campo de aplicación del fuzzy AHP ha sido la evaluación del impacto ambiental, (Kaya & Kahraman, 2011) proponen el uso de conjuntos borrosos trapezoidales para representar la escala de valores de Saaty, calcular los pesos de importancia de cada criterio y evaluar el impacto ambiental de la apertura de una fábrica en comparación con escenarios de referencia. Al final se logró evaluar el impacto ambiental para la planificación de aperturas de fábricas y se mostró la sensibilidad de la decisión mediante el cambio de la veracidad de los conjuntos borrosos.

El método fuzzy ELECTRE también ha sido aplicado a diferentes problemas de toma de decisiones en la vida real. Por ejemplo, (Aytac et al., 2011) lo han utilizado para la evaluación de empresas de abastecimiento de comida. En este caso se proponen escalas en términos de conjuntos borrosos triangulares para definir los pesos de importancia de los criterios y los valores de calificación para cada criterio. Los resultados que obtuvieron se basaron en la posibilidad de manejar la incertidumbre de la información y poder seleccionar la mejor empresa de abastecimiento de comida. Otra de las aplicaciones de este método ha sido en la selección de proyectos y en la toma de decisiones sobre en qué lugar construir puertos en china (Ka, 2011; Rouyendegh & Erol, 2012).

Como se mencionó, cada una de las propuestas mencionadas anteriormente parten de una escala definida en términos de conjuntos borrosos, la cual es usada por cada uno de los expertos a la hora de calificar una alternativa o mostrar la preferencia de un criterio sobre otro. El manejo predeterminado de estos conjuntos borrosos incorpora al sistema subjetividad en el punto de partida del desarrollo de los métodos, ya que las escalas no se definen teniendo en cuenta la opinión de todos los decisores.

Para lograr construir un modelo que permita trabajar con la incertidumbre y la subjetividad que involucra el proceso de otorgamiento de créditos de corto plazo a una PyME, se diseñó una estructura híbrida que incorpora el conocimiento y experticia de un grupo de analistas para la toma de decisiones. Para eliminar la subjetividad que involucra un solo decisor y manejar la incertidumbre de la toma de decisiones se desarrolló la siguiente metodología:

Paso 1: cada uno de los decisores seleccionados para el problema, desarrolló la metodología AHP para encontrar los pesos de importancia de cada uno de los criterios y subcriterios del árbol jerárquico de decisiones. El *AJD* se construyó con dos niveles; los criterios del primer nivel están representados por las 5 C's del crédito y el segundo nivel está confirmado por las preguntas que describen cada uno de los cinco criterios.

Paso 2: para cada criterio del primer nivel y para cada conjunto de subcriterios del segundo nivel, se calculó el promedio, máximo y mínimo, entre los pesos resultantes del método AHP desarrollado por cada decisor.

Paso 3: se construyeron conjuntos borrosos de tipo triangular con los datos calculados en el paso anterior, donde el parámetro a del conjunto borroso triangular es el mínimo, el parámetro b del conjunto borroso triangular es el promedio y el parámetro c del conjunto borroso triangular es el máximo. Estos conjuntos borrosos triangulares representan la importancia de cada criterio del primer nivel y la importancia de cada uno de los elementos de los conjuntos de subcriterios del segundo nivel. Se puede demostrar que la suma de los centros de los conjuntos borrosos triangulares (parámetro b) para el primer nivel es igual a uno y que sucede lo mismo para cada conjunto de subcriterios del segundo nivel.

Paso 4: se calculó la importancia real de cada subcriterio en la evaluación de un crédito de corto plazo para una PyME multiplicando el peso de cada subcriterio por el peso del criterio al que pertenece. Esta multiplicación se realiza parámetro a parámetro entre conjuntos borrosos triangulares (ver Ecuación (3-13)).

$$CBT_{(a1,b1,c1)} * CBT_{(a2,b2,c2)} = CBT_{(a1*a2,b1*b2,c1*c2)} \quad (3-13)$$

Paso 5: se construyeron cinco alternativas base. Cada alternativa representa una PyME, descrita en términos de 36 subcriterios, y uno de los cinco niveles de riesgo que se propusieron en el capítulo 1 (ver Tabla 2-3). Para la calificación de los subcriterios de cada alternativa, se utilizaron los conjuntos borrosos tipo singleton y triangular obtenidos del procesamiento de la información contenida en el formulario de respuestas (ver **¡Error! No**

se encuentra el origen de la referencia.), con el fin de obtener para cada subcriterio una calificación entre cero y 100 puntos.

Para el cálculo del puntaje de un subcriterio cualitativo, se asignan los puntos del conjunto borroso singleton que representa la respuesta. Para el cálculo del puntaje de un subcriterio cuantitativo, se realiza una desborrosificación por media de centros. Este proceso consiste en calcular, para cada uno de los cinco conjuntos borrosos triangulares que representan las respuestas, el valor de pertenencia del valor numérico ingresado como respuesta. El valor de pertenencia calculado para cada conjunto borroso triangular se multiplica por los puntos del conjunto borroso triangular correspondiente, luego se realiza la división entre la sumatoria de los resultados anteriores y la sumatoria de los valores de pertenencia a cada conjunto borroso triangular. A modo de ejemplo, sea x el valor numérico que representa la respuesta ingresada para un subcriterio de tipo cuantitativo, $CBT_{(b)}^i$ el centro del conjunto borroso triangular i , y $\mu_{CBT_{(a,b,c)}^i}(x)$ la pertenencia de x al conjunto borroso triangular i ; el cálculo de los puntos para un subcriterio mediante desborrosificación por media de centros se realiza según la Ecuación (3-14).

$$puntos = \frac{\sum_{i=1}^5 \mu_{CBT_{(a,b,c)}^i}(x) * CBT_{(b)}^i}{\sum_{i=1}^5 \mu_{CBT_{(a,b,c)}^i}(x)} \quad (3-14)$$

Paso 6: cada alternativa a ser evaluada se agrupó con las cinco alternativas construidas y se desarrolló la metodología ELECTRE, utilizando como criterios todos los subcriterios del segundo nivel del *AJD* y los pesos borrosos calculados en el paso 4. Para la alternativa a ser evaluada se calcularon los puntos obtenidos por cada subcriterio según el paso 5. Para este caso, el método ELECTRE realiza todas sus operaciones basado en conjuntos borrosos debido a que los pesos de importancia están representados como conjuntos borrosos triangulares. En la Ecuación (3-13), Ecuación (3-15), Ecuación (3-16) y Ecuación (3-17) se muestran las cuatro operaciones básicas entre conjuntos borrosos triangulares.

$$CBT_{(a_1,b_1,c_1)} + CBT_{(a_2,b_2,c_2)} = CBT_{(a_1+a_2,b_1+b_2,c_1+c_2)} \quad (3-15)$$

$$CBT_{(a_1,b_1,c_1)} - CBT_{(a_2,b_2,c_2)} = CBT_{(a_1-a_2,b_1-b_2,c_1-c_2)} \quad (3-16)$$

$$CBT_{(a1,b1,c1)} \div CBT_{(a2,b2,c2)} = CBT_{(a1/c2,b1/b2,c1/a2)} \quad (3-17)$$

Si se realiza una operación entre un conjunto borroso triangular y una constante, esta operación se realiza parámetro a parámetro como se muestra en la Ecuación (3-18), la Ecuación (3-19), la Ecuación (3-20) y la Ecuación (3-21).

$$CBT_{(a,b,c)} + k = CBT_{(a+k,b+k,c+k)} \quad (3-18)$$

$$CBT_{(a,b,c)} - k = CBT_{(a-k,b-k,c-k)} \quad (3-19)$$

$$CBT_{(a,b,c)} * k = CBT_{(a*k,b*k,c*k)} \quad (3-20)$$

$$CBT_{(a,b,c)} \div k = CBT_{(a/k,b/k,c/k)} \quad (3-21)$$

Paso 7: con los resultados del método ELECTRE, el método AHP y métodos de desborrosificación, se tomó la decisión de otorgar o no un crédito de corto plazo a una PyME.

4. Implementación del modelo borroso propuesto

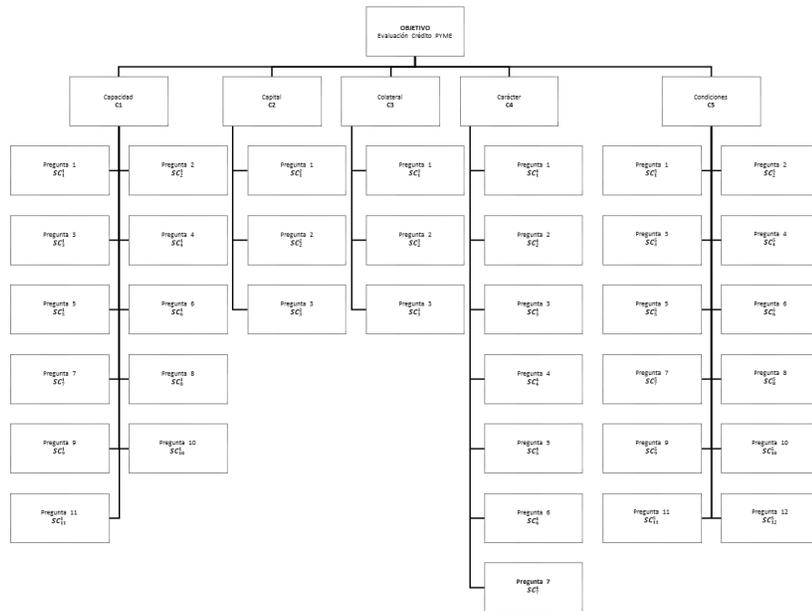
En este capítulo se describe todo el desarrollo metodológico que se realizó y se aborda cada uno de los siete pasos propuestos para la implementación del modelo borroso propuesto, para este fin se contó con la experiencia de cinco decisores que se desempeñan en el área del análisis del riesgo crédito en organizaciones financieras. Estos cinco expertos hacen parte del conjunto de siete decisores que colaboraron en la caracterización de una PyME y elaboración de las preguntas.

4.1 Árbol jerárquico de decisiones y matrices de comparación

Para la construcción del *AJD* del modelo borroso propuesto se utilizó el enfoque de las 5C's del crédito para determinar los criterios del primer nivel. Cada uno de los criterios de primer nivel son descritos por tres o más subcriterios, en términos de preguntas, los cuales forman el segundo nivel del árbol.

En la Figura 4-1 se puede apreciar el *AJD* que se construyó para la evaluación de un crédito de corto plazo para una PyME, en donde se tienen cinco criterios de primer nivel los cuales son: capacidad, capital, colateral, carácter y condiciones. Capacidad está descrita por 11 subcriterios, Capital está descrito por tres subcriterios, colateral está descrito por tres subcriterios, carácter esta descrito por siete subcriterios y condiciones está descrito por 12 subcriterios; para un total de 36 subcriterios que describen a una PyME.

Figura 4-1: *AJD* del modelo borroso propuesto



Creación propia

A partir del *AJD* construido se elaboran las matrices de comparación. Para la estructura propuesta es necesario la construcción de seis matrices de comparación, una para comparar los cinco criterios de primer nivel y una por cada conjunto de subcriterios de segundo nivel.

En la Figura 4-2, Figura 4-3, Figura 4-4, Figura 4-5, Figura 4-6 y Figura 4-7 se puede observar, para uno de los cinco decisores, las matrices de comparación, las matrices de comparación normalizadas, el vector de prioridad P_{nx1} , el vector P'_{nx1} , el vector D_{nx1} , el valor de λ_{max} , el índice de consistencia, el índice de aleatoriedad y el indicador de consistencia.

Figura 4-2: Matriz de comparaciones para criterios.

Comparación Criterios					
	Capacidad	Capital	Colateral	Carácter	Condiciones
Capacidad	1	5	1	3	7
Capital	0.2	1	0.2	0.33333333	3
Colateral	1	5	1	3	5
Carácter	0.33333333	3	0.33333333	1	3
Condiciones	0.14285714	0.33333333	0.2	0.33333333	1
Suma	2.67619048	14.33333333	2.73333333	7.66666667	19

Comparación Criterios Normalizada					
	Capacidad	Capital	Colateral	Carácter	Condiciones
Capacidad	0.37366548	0.34883721	0.36585366	0.39130435	0.36842105
Capital	0.0747331	0.06976744	0.07317073	0.04347826	0.15789474
Colateral	0.37366548	0.34883721	0.36585366	0.39130435	0.26315789
Carácter	0.12455516	0.20930233	0.12195122	0.13043478	0.15789474
Condiciones	0.05338078	0.02325581	0.07317073	0.04347826	0.05263158

P	P'	D	IC	IA	CR
0.36961635	1.92799131	5.21619595			
0.08380885	0.42460438	5.06634282			
0.34856372	1.82962444	5.24903868			
0.14882764	0.78719786	5.28932553			
0.04918343	0.24924401	5.06764156			
	λ_{max}	5.17770891	0.04442723	1.12	0.03966717

Creación propia

Figura 4-3: Matriz de comparaciones para capital.

Comparación Subcriterios Capital			
	Pregunta 1	Pregunta 2	Pregunta 3
Pregunta 1	1	7	3
Pregunta 2	0.14285714	1	0.2
Pregunta 3	0.33333333	5	1
Suma	1.47619048	13	4.2

Comparación Subcriterios Capital			
	Pregunta 1	Pregunta 2	Pregunta 3
Pregunta 1	0.67741935	0.53846154	0.71428571
Pregunta 2	0.09677419	0.07692308	0.04761905
Pregunta 3	0.22580645	0.38461538	0.23809524

P	P'	D	IC	IA	CR
0.64338887	2.00831069	3.12145699			
0.07377211	0.22225261	3.01269163			
0.28283902	0.86616251	3.06238685			
	λ_{max}	3.06551183	0.03275591	0.58	0.05647571

Creación propia

Figura 4-4: Matriz de comparaciones para colateral.

Comparación Subcriterios Colateral			
	Pregunta 1	Pregunta 2	Pregunta 3
Pregunta 1	1	0.11111111	1
Pregunta 2	9	1	7
Pregunta 3	1	0.14285714	1
Suma	11	1.25396825	9

Comparación Subcriterios Capital			
	Pregunta 1	Pregunta 2	Pregunta 3
Pregunta 1	0.09090909	0.08860759	0.11111111
Pregunta 2	0.81818182	0.79746835	0.77777778
Pregunta 3	0.09090909	0.11392405	0.11111111

P	P'	D	IC	IA	CR
0.09687593	0.29083616	3.00215085			
0.79780932	2.40689596	3.01688124			
0.10531475	0.31616344	3.00208129			
	λ_{max}	3.00703779	0.0035189	0.58	0.00606706

Creación propia

Los decisores tuvieron problemas con la matriz de subcriterios para capacidad y condiciones, ya que se les dificultó ingresar sus preferencias de tal forma que el indicador de consistencia fuera menor que 0.1. Por lo anterior, los decisores propusieron, como trabajo futuro, la elaboración de matrices de máximo cinco elementos a comparar.

4.2 Importancia de los elementos del *AJD*

Teniendo las matrices de comparación diligenciadas por cada uno de los cinco decisores se procedió a la construcción de los conjuntos borrosos triangulares que representan la importancia de cada uno de los criterios de primer nivel y de cada uno de los subcriterios de segundo nivel. En la Figura 4-8 se pueden apreciar los parámetros de los conjuntos borrosos triangulares para cada uno de los criterios de primer nivel y para cada subcriterio de segundo nivel, en donde la suma de los centros (parámetro *b*) de los conjuntos borrosos triangulares para cada matriz es igual a uno. Por otra parte, se puede concluir que, según las preferencias de los decisores, el criterio más importante es la capacidad y el menos importante son las condiciones. Para el criterio capital, el subcriterio más importante es el endeudamiento de la empresa (pregunta 1) y el subcriterio menos importante es el endeudamiento del representante legal (pregunta 2). Para el criterio capacidad, el subcriterio más importante es el Altman score (pregunta 1) y el menos importante es el promedio de crecimiento en ventas de los últimos dos años con relación a la inflación (pregunta 2). Para el criterio capacidad, el subcriterio más importante es el score en la central de riesgos del representante legal (pregunta 5) y el subcriterio menos importante es si la empresa tiene página web (pregunta 3). Para el criterio colateral, el subcriterio más importante es si la empresa tiene algún seguro (pregunta 2), y el menos importante es si el representante legal tiene seguro de vida (pregunta 1). Por último, para el criterio condiciones, el subcriterio más importante es el destino del crédito (pregunta 1) y el menos importante es si la empresa tiene alguna patente (pregunta 6).

Figura 4-8: $CBT_{(a,b,c)}$ para la importancia de los elementos del AJD .

Capital	a	b	c
Pregunta 1	0.633346	0.666747	0.723506
Pregunta 2	0.073772	0.087745	0.106156
Pregunta 3	0.193186	0.245508	0.282839

Capacidad	a	b	c
Pregunta 1	0.257678	0.270836	0.294454
Pregunta 2	0.022892	0.029543	0.042247
Pregunta 3	0.03052	0.081812	0.147537
Pregunta 4	0.021256	0.077806	0.163722
Pregunta 5	0.043682	0.114368	0.157378
Pregunta 6	0.043682	0.097818	0.151619
Pregunta 7	0.053992	0.079811	0.108902
Pregunta 8	0.05419	0.094369	0.114543
Pregunta 9	0.020906	0.03239	0.044079
Pregunta 10	0.042063	0.048935	0.053446
Pregunta 11	0.034953	0.072309	0.112853

Criterios	a	b	c
Capacidad	0.369616	0.435613	0.487015
Capital	0.083809	0.124371	0.202062
Colateral	0.042676	0.172622	0.348564
Carácter	0.053764	0.150926	0.250185
Condiciones	0.049183	0.116483	0.163693

Carácter	a	b	c
Pregunta 1	0.128123	0.187207	0.233523
Pregunta 2	0.042352	0.053622	0.063624
Pregunta 3	0.027009	0.033723	0.038632
Pregunta 4	0.022209	0.04677	0.080918
Pregunta 5	0.28591	0.345784	0.448057
Pregunta 6	0.205177	0.238384	0.28332
Pregunta 7	0.06244	0.09451	0.123805

Colateral	a	b	c
Pregunta 1	0.096876	0.153164	0.260498
Pregunta 2	0.106156	0.549849	0.797809
Pregunta 3	0.105315	0.290987	0.633346

Condiciones	a	b	c
Pregunta 1	0.060071	0.162901	0.245443
Pregunta 2	0.020577	0.052689	0.091185
Pregunta 3	0.043888	0.120254	0.195723
Pregunta 4	0.019836	0.04046	0.069378
Pregunta 5	0.055504	0.106091	0.167803
Pregunta 6	0.018188	0.038673	0.051777
Pregunta 7	0.064272	0.074525	0.080668
Pregunta 8	0.056632	0.114966	0.168205
Pregunta 9	0.07347	0.123112	0.17667
Pregunta 10	0.032526	0.054583	0.091403
Pregunta 11	0.038965	0.04737	0.063532
Pregunta 12	0.034306	0.064375	0.105334

Creación propia

Sin embargo, como se trabajó con una estructura jerárquica, los pesos que aparecen en cada una de las matrices de preguntas de la Figura 4-8, no son los pesos de importancia real para cada una de ellas, sino los pesos que representan internamente para cada criterio. Para obtener los pesos de importancia real, es necesario multiplicar el peso del criterio por cada uno de los pesos de sus subcriterios; de tal forma que la suma de los centros, de los conjuntos borrosos triangulares que representan la importancia, de todos los subcriterios sea igual a uno (ver Figura 4-9). Con esta información se pudo concluir que el subcriterio más relevante a la hora de evaluar un crédito de corto plazo para una PyME es el Altman score (pregunta 1 de capacidad) y el subcriterio menos influyente es el tener una patente (pregunta 6 de condiciones).

Figura 4-9: $CBT_{(a,b,c)}$ para la importancia real de cada subcriterio.

Capital	a	b	c
Pregunta 1	0.05308	0.082324	0.146193
Pregunta 2	0.006183	0.010913	0.02145
Pregunta 3	0.016191	0.030534	0.057151

Capacidad	a	b	c
Pregunta 1	0.095242	0.11798	0.143404
Pregunta 2	0.008461	0.012869	0.020575
Pregunta 3	0.011281	0.035638	0.071853
Pregunta 4	0.007857	0.033894	0.079735
Pregunta 5	0.016146	0.04982	0.076646
Pregunta 6	0.016146	0.042611	0.073841
Pregunta 7	0.019956	0.034767	0.053037
Pregunta 8	0.020029	0.041108	0.055784
Pregunta 9	0.007727	0.01411	0.021467
Pregunta 10	0.015547	0.021317	0.026029
Pregunta 11	0.012919	0.031499	0.054961

Carácter	a	b	c
Pregunta 1	0.006888	0.028254	0.058424
Pregunta 2	0.002309	0.008093	0.015918
Pregunta 3	0.001452	0.00509	0.009665
Pregunta 4	0.001194	0.007059	0.020244
Pregunta 5	0.015372	0.052188	0.112097
Pregunta 6	0.011031	0.035978	0.070882
Pregunta 7	0.003357	0.014264	0.030974

Colateral	a	b	c
Pregunta 1	0.004134	0.027475	0.0908
Pregunta 2	0.00453	0.094916	0.278087
Pregunta 3	0.004494	0.050231	0.220761

Condiciones	a	b	c
Pregunta 1	0.002354	0.018973	0.041649
Pregunta 2	0.001012	0.006137	0.015473
Pregunta 3	0.002159	0.014006	0.033212
Pregunta 4	0.000976	0.004712	0.011841
Pregunta 5	0.00273	0.012356	0.028475
Pregunta 6	0.000895	0.004504	0.008786
Pregunta 7	0.003161	0.00868	0.013689
Pregunta 8	0.002785	0.01339	0.028543
Pregunta 9	0.003613	0.014339	0.029979
Pregunta 10	0.0016	0.006357	0.01551
Pregunta 11	0.001916	0.005517	0.010781
Pregunta 12	0.001687	0.007498	0.017874

Creación propia

4.3 Construcción de alternativas base

Para la construcción de las alternativas base (PyMEs) necesarias para la implementación del método ELECTRE, se comenzó por programar una interfaz gráfica que permitiera realizar el proceso de obtención de puntos, para cada subcriterio, de manera automática. La interfaz gráfica tiene la programación necesaria para cargar las alternativas base, los pesos obtenidos por el método AHP y realizar los cálculos de método ELECTRE. Al final del proceso la interfaz gráfica muestra los valores cargados por el formulario, los puntos obtenidos para cada subcriterio de la alternativa ingresada en el formulario, la calificación de la PyME ingresada y la dominancia entre alternativas.

4.3.1 Interfaz gráfica

Para la programación de la interfaz gráfica se utilizó la plataforma de desarrollo Visual Studio .NET, el lenguaje de programación C# y los principios de la programación orientada a objetos. La interfaz gráfica solicita al usuario cada uno de los 36 subcriterios en forma de pregunta. Para los subcriterios cualitativos, que tienen preguntas de selección, se utilizaron controles ComboBox, los cuales despliegan una lista de opciones con cada una de las posibles respuestas. Para los subcriterios cuantitativos se utilizaron controles TextBox, los cuales permiten ingresar valores por teclado. La interfaz gráfica está dividida en las 5C's del crédito, para las cuales se agruparon sus respectivos subcriterios.

Mediante la interfaz gráfica se seleccionaron las respuestas que caracterizan a cinco PyMEs como alternativas base para el método ELECTRE; una PyME con un riesgo muy alto de asignarle un crédito, una PyME con un riesgo alto de asignarle un crédito, una PyME con un riesgo medio de asignarle un crédito, una PyME con un riesgo bajo de asignarle un crédito y una PyME con riesgo muy bajo de asignarle un crédito. Para este fin se procedió a caracterizar cada una de las PyME base. A modo de ejemplo, para las preguntas cualitativas de la PyME con un riesgo muy alto de asignarle un crédito, se seleccionaron los niveles de riesgo más altos disponibles entre las respuestas, y para las respuestas cuantitativas se tomó el centro del conjunto borroso triangular que representa el riesgo muy alto; para este caso tenemos que para el subcriterio cuantitativo “años de experiencia en el sector del representante legal”, se ingresó un valor de 1.29 y para el subcriterio cualitativo “¿cuenta con junta directiva o comité de decisión?”, se seleccionó la

opción de “no tiene junta ni comité”, la cual tiene asignado el valor tres de riesgo, lo que representa un riesgo medio.

El cálculo de los puntos que se asignan a un subcriterio de acuerdo con una respuesta dada depende de si el subcriterio es cualitativo o cuantitativo. Para los subcriterios cualitativos se asignaron los puntos de conjunto borroso singleton que representa la respuesta; por ejemplo, para el caso de la respuesta “no tiene junta ni comité”, la cual tiene un valor tres de riesgo, se asignan 60 puntos al subcriterio “¿cuenta con junta directiva o comité de decisión?” (ver Tabla 2-3). Para el caso de los subcriterios cuantitativos, es necesario encontrar el valor de pertenencia a todos los conjuntos borrosos triangulares que tiene asignados el subcriterio como respuesta, y aplicar la desborrosificación por media de centros (ver Ecuación (3-14) y Ecuación (2-2)); por ejemplo, si se responde con un valor de 1.8 al subcriterio cuantitativo “años de experiencia en el sector del representante legal”, este se debe evaluar en:

- $CBT_{(4,9.71,21)}$: cuyo valor de pertenencia es cero debido a que el valor no se encuentra dentro del conjunto borroso y los puntos que otorga son 100.
- $CBT_{(3,7.71,20)}$: cuyo valor de pertenencia es cero debido a que el valor no se encuentra dentro del conjunto borroso y los puntos que otorga son 80.
- $CBT_{(2,5.57,15)}$: cuyo valor de pertenencia es cero debido a que el valor no se encuentra dentro del conjunto borroso y los puntos que otorga son 60.
- $CBT_{(1.5,3.21,7)}$: cuyo valor de pertenencia es 0.1765 y los puntos que otorga son 40.
- $CBT_{(1,1.29,2)}$: cuyo valor de pertenencia es 0.2817 y los puntos que otorga son 20.

Aplicando la Ecuación (3-14) se tiene que el puntaje asignado a este subcriterio es (ver Ecuación (4-1)):

$$puntos = \frac{(0 * 100) + (0 * 80) + (0 * 60) + (0.1765 * 40) + (0.2817 * 20)}{0 + 0 + 0 + 0.1765 + 0.2817} = 27.7 \quad (4-1)$$

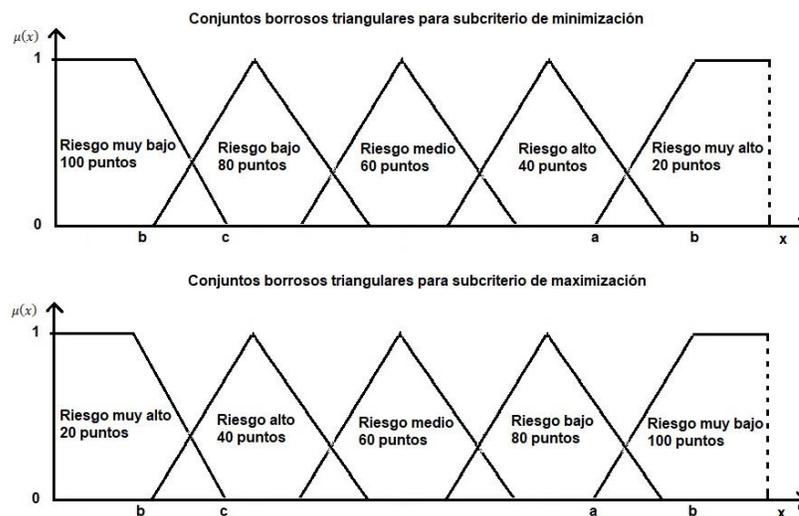
Durante la realización de pruebas a la interfaz gráfica, se encontraron inconvenientes en los subcriterios cuantitativos cuando los valores a evaluar estaban por fuera del dominio del subcriterio, es decir cuando el valor que se ingresaba como respuesta al subcriterio

cuantitativo estaba por encima del valor máximo o por debajo del valor mínimo, dando como resultado un puntaje de cero en ambos casos. Para dar solución a este problema se modificaron los conjuntos borrosos triangulares para el conjunto de riesgo muy alto y el conjunto de riesgo muy bajo (extremos), dependiendo de si el subcriterio cuantitativo es de maximización o de minimización.

Para los subcriterios cuantitativos de maximización se propuso que, para el conjunto borrosos triangular de riesgo muy alto, el valor de pertenencia para valores menores al parámetro “b” fuera uno; y para el conjunto borroso triangular de riesgo muy bajo, el valor de pertenencia para valores mayores al parámetro “b” fuera uno. Para los subcriterios cuantitativos de minimización se propuso que, para el conjunto borrosos triangular de riesgo muy alto, el valor de pertenencia para valores mayores al parámetro “b” fuera uno; y para el conjunto borroso triangular de riesgo muy bajo, el valor de pertenencia para valores menores al parámetro “b” fuera uno.

En la Figura 4-10 se muestra la distribución de los conjuntos borrosos triangulares para subcriterios cuantitativos de minimización y maximización, según lo descrito anteriormente.

Figura 4-10: Distribución de conjuntos borrosos triangulares.



Creación propia

En la Figura 4-11 se muestran las características de las cinco PyMEs base, que sirvieron de referencia para la ejecución del método ELECTRE. Cada PyME está en términos de un puntaje y el valor de respuesta para cada subcriterio.

Estas cinco alternativas de referencia se usaron para la creación de la matriz de decisión, en la cual se incluye una alternativa nueva, que representa a una PyME que solicita un crédito de corto plazo. La alternativa nueva, es ingresada a la interfaz gráfica para obtener el puntaje asignado a cada subcriterio y poder compararla con respecto a las demás alternativas de referencia mediante el método ELECTRE.

Figura 4-11: PyMEs de referencia.

Carácter	PyME 1		PyME 2		PyME 3		PyME 4		PyME 5	
	Puntos	Respuesta								
Pregunta 1	20.00	1.29	46.00	3.21	65.92	5.57	81.27	8.71	83.55	9.71
Pregunta 2	60.00	3.00	60.00	3.00	60.00	3.00	80.00	4.00	80.00	4.00
Pregunta 3	60.00	3.00	60.00	3.00	60.00	3.00	80.00	4.00	80.00	4.00
Pregunta 4	60.00	3.00	60.00	3.00	60.00	3.00	80.00	4.00	80.00	4.00
Pregunta 5	20.00	310.00	40.00	470.00	60.00	630.00	80.00	790.00	100.00	950.00
Pregunta 6	23.16	1.80	41.00	3.10	66.92	4.80	84.38	7.60	84.38	7.60
Pregunta 7	21.17	2.33	40.00	7.33	60.00	15.00	80.00	41.67	100.00	130.00

Capital	PyME 1		PyME 2		PyME 3		PyME 4		PyME 5	
	Puntos	Respuesta								
Pregunta 1	30.53	0.78	36.31	0.73	50.59	0.59	62.86	0.46	91.14	0.30
Pregunta 2	37.17	0.58	37.17	0.58	47.26	0.45	66.41	0.30	100.00	0.15
Pregunta 3	26.43	0.88	37.46	1.08	67.58	1.45	80.01	1.68	88.06	1.88

Colateral	PyME 1		PyME 2		PyME 3		PyME 4		PyME 5	
	Puntos	Respuesta								
Pregunta 1	60.00	3.00	60.00	3.00	60.00	3.00	80.00	4.00	80.00	4.00
Pregunta 2	40.00	2.00	40.00	2.00	40.00	2.00	80.00	4.00	80.00	4.00
Pregunta 3	40.00	2.00	40.00	2.00	40.00	2.00	80.00	4.00	80.00	4.00

Capacidad	PyME 1		PyME 2		PyME 3		PyME 4		PyME 5	
	Puntos	Respuesta								
Pregunta 1	20.00	1.10	40.00	1.85	60.00	2.60	80.00	3.60	80.00	3.60
Pregunta 2	20.00	-0.01	45.61	0.03	70.71	0.07	89.09	0.12	90.83	0.14
Pregunta 3	20.00	-0.08	42.50	0.01	56.11	0.07	82.10	0.14	85.87	0.15
Pregunta 4	20.00	0.00	39.31	0.03	63.91	0.07	90.00	0.12	90.00	0.12
Pregunta 5	30.00	3.33	30.00	3.33	47.12	2.50	77.09	1.67	77.09	1.67
Pregunta 6	30.00	2.33	30.00	2.33	60.00	1.50	80.00	0.60	95.58	0.17
Pregunta 7	21.97	1.06	48.84	1.55	74.71	2.00	84.39	2.54	84.39	2.54
Pregunta 8	20.00	0.78	40.00	1.22	60.00	1.64	90.00	2.16	90.00	2.16
Pregunta 9	33.75	80.00	33.75	80.00	48.00	55.00	70.06	33.33	100.00	2.33
Pregunta 10	30.00	70.00	30.00	70.00	47.14	45.00	80.00	15.00	100.00	-15.00
Pregunta 11	40.00	2.00	40.00	2.00	40.00	2.00	80.00	4.00	80.00	4.00

Condiciones	PyME 1		PyME 2		PyME 3		PyME 4		PyME 5	
	Puntos	Respuesta								
Pregunta 1	40.00	2.00	40.00	2.00	60.00	3.00	60.00	3.00	80.00	4.00
Pregunta 2	60.00	3.00	60.00	3.00	60.00	3.00	80.00	4.00	80.00	4.00
Pregunta 3	55.63	0.25	59.42	0.20	63.69	0.16	63.69	0.16	65.06	0.14
Pregunta 4	26.00	0.03	44.00	0.07	73.08	0.13	84.29	0.18	92.00	0.22
Pregunta 5	60.00	3.00	60.00	3.00	60.00	3.00	80.00	4.00	80.00	4.00
Pregunta 6	60.00	3.00	60.00	3.00	60.00	3.00	80.00	4.00	80.00	4.00
Pregunta 7	20.00	1.00	20.00	1.00	40.00	2.00	60.00	3.00	80.00	4.00
Pregunta 8	20.00	1.00	20.00	1.00	40.00	2.00	60.00	3.00	80.00	4.00
Pregunta 9	28.79	0.59	36.64	0.49	49.43	0.34	62.63	0.21	84.30	0.13
Pregunta 10	30.55	0.76	35.54	0.68	51.67	0.46	82.34	0.26	93.75	0.16
Pregunta 11	40.00	0.46	46.02	0.59	53.77	0.71	77.27	0.87	100.00	0.95
Pregunta 12	20.00	1.00	40.00	2.00	60.00	3.00	80.00	4.00	100.00	5.00

4.4 Evaluación de una PyME

Para la evaluación de un PyME se utilizó el método ELECTRE y los pesos borrosos obtenidos en el desarrollo del método AHP.

Se comenzó por construir la matriz decisional o matriz de decisión con las cinco PyMEs base mencionadas anteriormente, y se utilizó la interfaz gráfica programada para obtener los puntos de cada subcriterio de una PyME a ser evaluada. La empresa Gulungo compartió anónimamente la información de cinco PyMEs para las que analistas expertos en riesgo crédito habían calculado un puntaje entre cero y 100 puntos. A continuación, se presentan los cálculos realizados para la evaluación de una de las cinco PyMEs y se muestran los resultados obtenidos.

En la Figura 4-12 se muestra la matriz de decisión construida, en la cual se observan las cinco PyMEs de referencia y la PyME a ser evaluada. Cada una de estas seis alternativas se describió mediante 36 subcriterios, los cuales fueron valorados con puntajes entre cero y 100 puntos. También se puede observar la sumatoria de puntajes por subcriterio, la cual sirve para realizar la normalización de la matriz de decisión.

A pesar de que algunos subcriterios que describen a una PyME son de minimización, en la matriz de decisión construida, todos los subcriterios están en el sentido de maximización, esto debido a que en el proceso de asignación de puntos para los criterios de minimización ya se tuvo en cuenta que a valores más pequeños la cantidad de puntos a ser asignada es mayor; por lo tanto, para todos los subcriterios de la matriz decisional se tiene que a mayor cantidad de puntos mejor es el subcriterio.

Los pesos asignados para cada subcriterio son los mismo obtenidos por medio del método AHP, los cuales están en términos de conjuntos borrosos triangulares construidos a partir de las preferencias de cinco expertos en el área de créditos. Estos pesos se pueden observar en la Figura 4-9.

Paso seguido se construyó la matriz de índices de concordancia, la cual tiene un tamaño de 6×6 , ya que se construye mediante la comparación entre las alternativas disponibles. Como los pesos que se utilizaron para la construcción de esta matriz son conjuntos

borrosos triangulares, la matriz de índices de concordancia también quedó en términos de conjuntos borrosos triangulares como se muestra en la Figura 4-13.

Figura 4-12: Matriz decisional construida.

Matriz de decisión							
Carácter	PyME 1	PyME 2	PyME 3	PyME 4	PyME 5	Nueva	Suma
	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	
Pregunta 1	20.00	46.00	65.92	81.27	83.55	76.89	373.62
Pregunta 2	60.00	60.00	60.00	80.00	80.00	80.00	420.00
Pregunta 3	60.00	60.00	60.00	80.00	80.00	80.00	420.00
Pregunta 4	60.00	60.00	60.00	80.00	80.00	80.00	420.00
Pregunta 5	20.00	40.00	60.00	80.00	100.00	82.38	382.38
Pregunta 6	23.16	41.00	66.92	84.38	84.38	82.53	382.36
Pregunta 7	21.17	40.00	60.00	80.00	100.00	40.00	341.17

Capital	PyME 1	PyME 2	PyME 3	PyME 4	PyME 5	Nueva	Suma
	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	
Pregunta 1	30.53	36.31	50.59	62.86	91.14	53.54	324.97
Pregunta 2	37.17	37.17	47.26	66.41	100.00	100.00	388.02
Pregunta 3	26.43	37.46	67.58	80.01	88.06	100.00	399.55

Colateral	PyME 1	PyME 2	PyME 3	PyME 4	PyME 5	Nueva	Suma
	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	
Pregunta 1	60.00	60.00	60.00	80.00	80.00	80.00	420.00
Pregunta 2	40.00	40.00	40.00	80.00	80.00	80.00	360.00
Pregunta 3	40.00	40.00	40.00	80.00	80.00	40.00	320.00

Capacidad	PyME 1	PyME 2	PyME 3	PyME 4	PyME 5	Nueva	Suma
	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	
Pregunta 1	20.00	40.00	60.00	80.00	80.00	100.00	380.00
Pregunta 2	20.00	45.61	70.71	89.09	90.83	100.00	416.24
Pregunta 3	20.00	42.50	56.11	82.10	85.87	62.39	348.97
Pregunta 4	20.00	39.31	63.91	90.00	90.00	52.67	355.89
Pregunta 5	30.00	30.00	47.12	77.09	77.09	20.00	281.31
Pregunta 6	30.00	30.00	60.00	80.00	95.58	20.00	315.58
Pregunta 7	21.97	48.84	74.71	84.39	84.39	100.00	414.29
Pregunta 8	20.00	40.00	60.00	90.00	90.00	100.00	400.00
Pregunta 9	33.75	33.75	48.00	70.06	100.00	24.02	309.58
Pregunta 10	30.00	30.00	47.14	80.00	100.00	47.50	334.64
Pregunta 11	40.00	40.00	40.00	80.00	80.00	80.00	360.00

Condiciones	PyME 1	PyME 2	PyME 3	PyME 4	PyME 5	Nueva	Suma
	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	Puntos	
Pregunta 1	40.00	40.00	60.00	60.00	80.00	80.00	360.00
Pregunta 2	60.00	60.00	60.00	80.00	80.00	80.00	420.00
Pregunta 3	55.63	59.42	63.69	63.69	65.06	61.81	369.30
Pregunta 4	26.00	44.00	73.08	84.29	92.00	70.04	389.40
Pregunta 5	60.00	60.00	60.00	80.00	80.00	80.00	420.00
Pregunta 6	60.00	60.00	60.00	80.00	80.00	60.00	400.00
Pregunta 7	20.00	20.00	40.00	60.00	80.00	40.00	260.00
Pregunta 8	20.00	20.00	40.00	60.00	80.00	40.00	260.00
Pregunta 9	28.79	36.64	49.43	62.63	84.30	62.91	324.71
Pregunta 10	30.55	35.54	51.67	82.34	93.75	88.64	382.49
Pregunta 11	40.00	46.02	53.77	77.27	100.00	80.00	397.07
Pregunta 12	20.00	40.00	60.00	80.00	100.00	80.00	380.00

Paso seguido, se construyó la matriz de índices de discordancia. Esta matriz está en términos de conjuntos borrosos triangulares debido a que sus cálculos son en base a la matriz de decisión normalizada y ponderada. En la Figura 4-15 se puede observar el resultado obtenido.

Figura 4-15: Matriz de índices de discordancia construida.

Matriz de discordancia borrosa																		
	PyME 1			PyME 2			PyME 3			PyME 4			PyME 5			Nueva		
	a	b	c	a	b	c	a	b	c	a	b	c	a	b	c	a	b	c
PyME 1				1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
PyME 2	0	0	0				1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
PyME 3	0	0	0	0	0	0				1	1	1	1	1	1	1	1	1
PyME 4	0	0	0	0	0	0	0	0	0				1	1	1	1	1	1
PyME 5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0				1	1	1
Nueva	0.028624	0.071302	0.088178	0.038165	0.09507	0.088177766	0.204123	0.434892	0.302901212	0.653701	1	1	1	1	1	1	1	

Creación propia

Con base en la matriz de índices de concordancia y la matriz de índices de discordancia, se calculó el umbral de concordancia y el umbral de discordancia respectivamente. En la Figura 4-16 se encuentran los resultados obtenidos.

Figura 4-16: Umbral de concordancia (C) y umbral de discordancia (D).

C		
a	b	c
0.193508	0.5	1.032895

D		
a	b	c
0.558028	0.560794	0.534209

Creación propia

Con los dos umbrales calculados, se procedió al cálculo de la matriz de dominancia concordante y a la matriz de dominancia discordancia. Con estas matrices se logró obtener la matriz de dominancia agregada, la cual permitió analizar la dominancia que existe entre las alternativas base y la nueva alternativa a evaluar. En la Figura 4-17 se observan las tres matrices mencionadas anteriormente.

Figura 4-17: Cálculo de la matriz de dominancia agregada.

Matriz de dominancia concordante						
	PyME 1	PyME 2	PyME 3	PyME 4	PyME 5	Nueva
PyME 1		0	0	0	0	0
PyME 2	1		0	0	0	0
PyME 3	1	1		0	0	0
PyME 4	1	1	1		0	0
PyME 5	1	1	1	1		1
Nueva	1	1	1	0	0	

Matriz de dominancia discordante						
	PyME 1	PyME 2	PyME 3	PyME 4	PyME 5	Nueva
PyME 1		0	0	0	0	0
PyME 2	1		0	0	0	0
PyME 3	1	1		0	0	0
PyME 4	1	1	1		0	1
PyME 5	1	1	1	1		1
Nueva	1	1	1	0	0	

Matriz de dominancia agregada						
	PyME 1	PyME 2	PyME 3	PyME 4	PyME 5	Nueva
PyME 1		0	0	0	0	0
PyME 2	1		0	0	0	0
PyME 3	1	1		0	0	0
PyME 4	1	1	1		0	0
PyME 5	1	1	1	1		1
Nueva	1	1	1	0	0	

Creación propia

Finalmente, como apoyo al análisis de los resultados del método ELECTRE, se calculó el puntaje para la alternativa nueva mediante la suma producto entre los puntajes obtenidos por esta alternativa para cada subcriterio y el centro del conjunto borroso triangular que representa el peso de cada subcriterio dando como resultado un total de 70.27 puntos en una escala del 0 a 100. El cálculo del puntaje, también se realizó para cada una de las alternativas base con el fin de tener los puntajes como referencia a la hora de tomar la decisión (Figura 4-18).

Figura 4-18: Puntajes de las alternativas base.

Alternativas	Puntaje	Riesgo
PyME 5	85.71	Muy bajo
PyME 4	78.16	Bajo
PyME 3	55.19	Medio
PyME 2	40.23	Alto
PyME 1	30.36	Muy Alto

Creación propia

5. Validación del modelo propuesto

Para la validación del modelo propuesto se tuvo en cuenta un enfoque basado en escenarios y un enfoque basado en la sensibilidad del mismo para la toma de decisión. En el enfoque de escenarios se utilizaron los datos cuantitativos y cualitativos de cinco PyMEs colombianas de las cuales se tiene conocimiento de su calidad crediticia en el sector financiero. Cada una de las PyME¹ se seleccionó buscando tener una para cada nivel de riesgo utilizado en la estructura del modelo propuesto; por lo tanto, una de las empresas representa un riesgo muy alto de asignación de crédito, otra representa el riesgo alto de asignación de crédito, otra representa riesgo medio de asignación de crédito, otra representa riesgo bajo de asignación de crédito y la última representa el riesgo muy bajo de asignación de crédito. En el enfoque de basado en la sensibilidad se realizaron variaciones al nivel de veracidad de los conjuntos borrosos triangulares que representan los pesos de cada subcriterio, mediante el uso de alfa cortes.

Para cada empresa seleccionada, se tabuló la información de los 36 subcriterios que componen el modelo propuesto y se ingresó al sistema para obtener una calificación y la dominancia frente a las alternativas base propuestas. Con base en estos resultados se analizó la respuesta del modelo propuesto frente a diferentes tipos de empresa y se evaluó su capacidad de tomar una decisión. La decisión se tomó teniendo en cuenta la dominancia de la alternativa nueva sobre las alternativas base, verificando que por lo menos sea dominante sobre las alternativas de riesgo muy alto, riesgo alto y riesgo medio; luego con referencia a los puntajes obtenidos por las alternativas base y el puntaje obtenido por la

¹ El nombre de las PyMEs se reserva por razones de confidencialidad y para este trabajo serán nombradas como empresas.

alternativa nueva se verificó que el puntaje de la alternativa nueva sea mayor o igual al de la alternativa con riesgo medio o que supere un umbral definido por expertos del área encargada de la toma de decisiones.

Los criterios utilizados en este trabajo para definir la toma de decisión no son una camisa de fuerza y pueden ser modificador por la junta directiva del área de créditos de una organización financiera, con el fin de ajustar el modelo a las necesidades particulares del sector. En la Figura 5-1 se encuentra tabulada la información de las respuestas para los 36 subcriterios de las cinco empresas utilizadas en la validación del modelo y en la Figura 5-2 se encuentran los puntajes totales obtenidos de cada una y el nivel de riesgo asignado de acuerdo con dicho puntaje.

Figura 5-1: Datos y puntajes de cada subcriterio para cinco PyMEs.

Empresa 1		Empresa 2		Empresa 3		Empresa 4		Empresa 5	
Puntos	Respuesta								
76.88602	7	61.82548	5	61.82548	5	44.84076	3	40	2
80	4	80	4	60	3	60	3	60	3
80	4	80	4	80	4	80	4	80	4
80	4	80	4	80	4	80	4	80	4
82.375	809	80	790	65.125	671	62.5	650	39.25	464
82.52708	7	100	20	78.87037	6	25.11628	2	25.11628	2
40	7	24.006	3	24.006	3	24.006	3	20	1
53.53859	0.542	54.96204	0.521	55.31449	0.516	62.54958	0.462	39.55397	0.703
100	0.11	29.49153	0.76	27.28972	0.79	20	1.05	100	0
100	3.3	100	2.5	92.85714	2	100	2.83	58.234	1.3
80	4	80	4	80	4	60	3	60	3
80	4	40	2	40	2	40	2	40	2
40	2	80	4	80	4	40	2	40	2
100	5	100	4.79	77.6	3.48	48.26667	2.16	20	-1.5
100	0.7	37.2093	0.02	100	1.436	100	0.58	100	1.18
62.38663	0.1	42.44486	0.0097	36.84211	-0.01	46.97854	0.0317	20	-0.39
52.66667	0.058	83.07632	0.1	72.82609	0.0732	47.96667	0.0439	93.63636	0.136
20	5.56	20	4.09	22.13333	3.32	33.1099	2.92	100	-1.42
20	4.78	20	3.72	20	3.81	25.11111	2.77	100	-0.73
100	7	20	5.3	100	12.2	100	6.3	20	-48.7
100	5	60	1.6	37.06667	1.08	20	-2.19	20	-5.37
24.02237	109.93	100	-84.04	100	-97.6	100	0	100	-65.52
47.49899	43.64	46.15385	46	100	-53.6	30	69	100	-33.14
80	4	80	4	80	4	40	2	40	2
80	4	80	4	40	2	60	3	80	4
80	4	80	4	60	3	80	4	60	3
61.80583	0.18	55.62791	0.25	59.42308	0.2	29.7561	0.45	20	0.55
70.0369	0.1	44	0.07	40	0.05	40	0.05	30.66667	0.04
80	4	60	3	80	4	60	3	60	3
60	3	60	3	60	3	60	3	60	3
40	2	40	2	40	2	60	3	40	2
40	2	40	2	60	3	40	2	20	1
62.90906	0.2	20	0.8	55.98056	0.27	48.22963	0.35	53.03232	0.3
88.6425	0.2	76.01547	0.3	60.628	0.4	60.628	0.4	88.6425	0.2
80	0.9	75.2	0.85	48.69198	0.63	56.3971	0.75	48.69198	0.63
80	4	80	4	80	4	60	3	60	3

Creación propia

Figura 5-2: Puntaje total y riesgo de cinco empresas.

Empresas	Puntaje	Riesgo
Empresa 1	70.27	Medio
Empresa 2	65.41	Medio
Empresa 3	61.37	Medio
Empresa 4	49.9	Alto
Empresa 5	48.5	Alto

Creación propia

5.1 Enfoque basado en escenarios

Para validar el funcionamiento del modelo basado en escenarios, se utilizó la información para la empresa 2 y la empresa 4, las cuales tienen asignado un riesgo medio y un riesgo alto respectivamente. Para cada una de ellas se analizó la dominancia frente a las alternativas base y se tomó una decisión de acuerdo con el puntaje obtenido.

5.1.1 Empresa con nivel de riesgo medio

La información de la empresa con nivel de riesgo medio se ingresó al modelo propuesto para ser comparada frente a las alternativas base (PyMEs) que fueron definidas por los expertos. De esta manera se obtuvo la matriz de dominancia agregada como se muestra en la Figura 5-3.

Figura 5-3: MDA para la empresa de riesgo medio.

Matriz de dominancia agregada						
	PyME 1	PyME 2	PyME 3	PyME 4	PyME 5	Nueva
PyME 1		0	0	0	0	0
PyME 2	1		0	0	0	0
PyME 3	1	1		0	0	0
PyME 4	1	1	1		0	1
PyME 5	1	1	1	1		1
Nueva	1	1	1	0	0	

Creación propia

De lo anterior se pudo observar que la empresa con nivel de riesgo medio domina a las alternativas base con riesgo muy alto (PyME 1), riesgo alto (PyME 2) y riesgo medio (PyME

3), pero no domina a las alternativas con riesgo bajo (PyME 4) y riesgo muy bajo (PyME 5); por lo que se concluyó que la empresa evaluada es mejor o igual a una PyME con riesgo medio para asignarle un crédito de corto plazo. Paso seguido se analizó la dominancia de la alternativa base con riesgo medio (PyME 3) y se detectó que no alcanzó a dominar a la empresa evaluada, por lo que se concluyó que la empresa evaluada es mejor que una PyME con riesgo medio. Por último, se compararon los puntajes obtenidos por las alternativas de riesgo medio y riesgo bajo con el puntaje obtenido por la empresa evaluada, de donde se concluyó que la empresa evaluada tiene una calificación más cercana a una PyME con riesgo medio; sin embargo, por la dominancia mostrada sobre la alternativa base de riesgo medio se decidió otorgar el crédito de corto plazo a la empresa.

5.1.2 Empresa con nivel de riesgo alto

La información de la empresa con nivel de riesgo alto se ingresó al modelo propuesto para ser comparada frente a las alternativas base que fueron definidas por los expertos. De esta manera se obtuvo la matriz de dominancia agregada como se muestra en la Figura 5-4.

Figura 5-4: MDA para empresa de riesgo alto.

Matriz de dominancia agregada						
	PyME 1	PyME 2	PyME 3	PyME 4	PyME 5	Nueva
PyME 1		0	0	0	0	0
PyME 2	1		0	0	0	0
PyME 3	1	1		0	0	0
PyME 4	1	1	1		0	1
PyME 5	1	1	1	1		1
Nueva	1	1	0	0	0	0

Creación propia

De lo anterior se pudo observar que la empresa con nivel de riesgo alto domina a las alternativas base con riesgo muy alto (PyME 1) y riesgo alto (PyME 2), pero no domina a las alternativas con riesgo medio (PyME 3), riesgo bajo (PyME 4) y riesgo muy bajo (PyME 5); por lo que se concluyó que la empresa evaluada es mejor o igual a una PyME con riesgo alto para asignarle un crédito de corto plazo. Paso seguido se analizó la dominancia de la alternativa base con riesgo alto (PyME 2) y se detectó que no alcanzó a dominar a la

empresa evaluada, por lo que se concluyó que la empresa evaluada es mejor que una PyME con riesgo alto. Por último, se compararon los puntajes obtenidos por las alternativas de riesgo medio y riesgo alto con el puntaje obtenido por la empresa evaluada, de donde se concluyó que la PyME evaluada tiene una calificación más cercana a una PyME con riesgo medio; sin embargo, como no demostró dominancia sobre la alternativa base de riesgo medio se decidió no otorgar el crédito de corto plazo a la empresa.

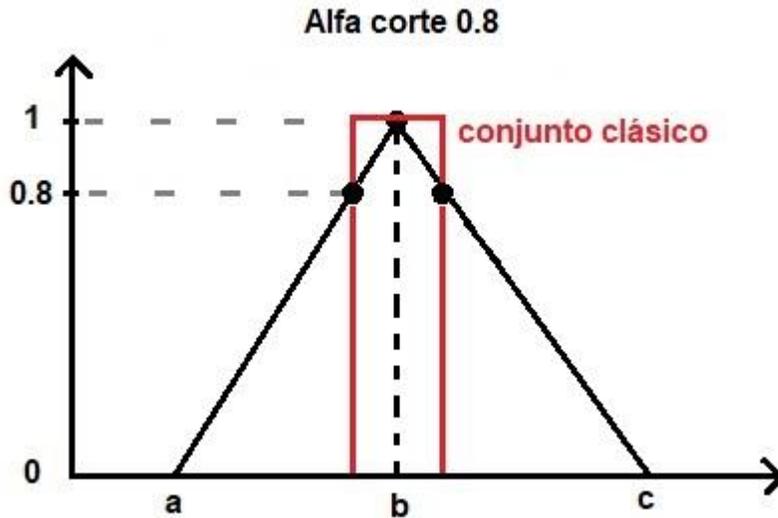
El proceso realizado para las empresas anteriores se realizó para las restantes empresas utilizadas para la validación, para las cuales el modelo mostró capacidad de decisión y capacidad de responder a cambios en la calidad crediticia de una PyME. Al comparar la decisión tomada por el modelo con la decisión que se tenía por parte de los analistas, se encontró que el modelo cumple con los criterios esperados a la hora de otorgar un crédito de corto plazo y que su decisión responde a cambios en sus criterios de mayor peso mientras los cambio en los criterios de menor peso no influyen la decisión.

5.2 Análisis de sensibilidad

Para el análisis de sensibilidad se utilizó el concepto de alfa cortes de lógica borrosa. Este concepto permite realizar operaciones aritméticas con conjuntos borrosos de una forma más ágil y permite encontrar cambios en los resultados de una expresión que contiene conjuntos borrosos, al modificar el valor de veracidad de uno de ellos. Los niveles de veracidad hacen referencia al nivel de pertenencia de un valor al conjunto borroso y sus valores se encuentran entre cero y uno.

Un alfa corte transforma un conjunto borroso en un conjunto clásico, en donde todos los elementos del universo del discurso pertenecen o no al conjunto, eliminando los grados de pertenencia que se tienen cuando se trabaja con el conjunto borroso. A modo de ejemplo, si se tiene un conjunto borroso triangular, un alfa corte con un valor de 0.8 configura un conjunto clásico conformado por todos los elementos cuyo valor de pertenencia al conjunto borroso triangular inicial es mayor o igual a 0.8 (Figura 5-5)(Kwong C K and Bai H, 2002; Mikhailov, 2003).

Figura 5-5: Ejemplo de alfa corte.



Creación propia

Cuando se trabaja con alfa cortes sobre los conjuntos borrosos triangulares que representan los pesos de cada subcriterio, se configuran dos escenarios: uno de aversión al riesgo (parte izquierda del conjunto borroso triangular) y otro propenso al riesgo (parte derecha del conjunto borroso triangular), debido a que para un valor de pertenencia mayor o igual a 0.8 y menor a uno existen dos valores posibles para el peso del subcriterio, uno de los cuales es menor al otro. En el escenario de aversión al riesgo entre más disminuya la veracidad del peso de los subcriterios, menor será la calificación otorgada por el modelo, buscando proteger la integridad de la decisión; mientras en el escenario propenso al riesgo, entre menor sea la veracidad del peso de los subcriterios, mayor será la calificación otorgada por el modelo, dando a entender que a mayor riesgo se hace más fácil asignar un crédito de corto plazo a una empresa.

Para el análisis de sensibilidad se realizaron alfa cortes, desde un valor de cero hasta uno, con cambios de 0.05, para cada uno de los conjuntos borrosos triangulares que representan los pesos de los subcriterios. Para cada valor de alfa corte se calculó el

puntaje de las alternativas y se analizó el cambio en cada uno de los escenarios configurados.

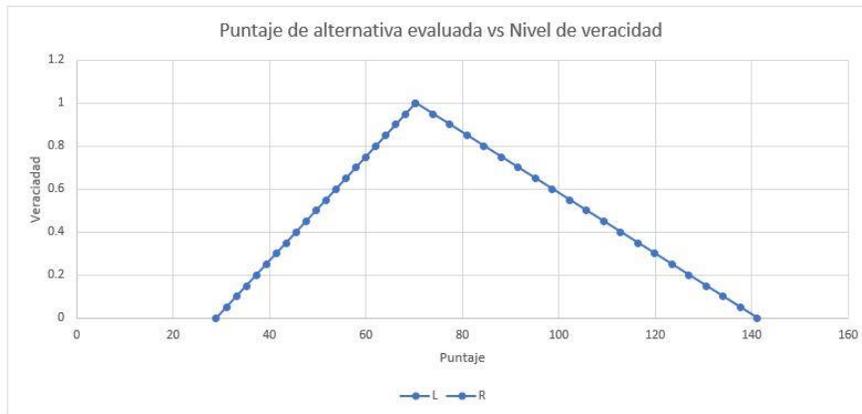
A continuación, en la Figura 5-6, Figura 5-7, Figura 5-8, Figura 5-9, Figura 5-10 y Figura 5-11 se presentan los resultados obtenidos para el análisis de sensibilidad de la empresa 1, la empresa 3 y la empresa 5. Para cada empresa se puede observar una tabla con el valor del puntaje para cada alfa corte, donde “L” representa el escenario de aversión al riesgo y “R” representa el escenario propenso al riesgo; y una gráfica con el conjunto borroso triangular que representa el puntaje de una PyME evaluada con respecto al nivel de veracidad de la decisión.

Figura 5-6: Alfa cortes para el puntaje de la empresa 1.

Alfa Corte	L	R
0	28.9653644	141.12944
0.05	31.0305372	137.586409
0.1	33.0957099	134.043378
0.15	35.1608827	130.500347
0.2	37.2260554	126.957316
0.25	39.2912282	123.414285
0.3	41.3564009	119.871254
0.35	43.4215737	116.328223
0.4	45.4867465	112.785192
0.45	47.5519192	109.242161
0.5	49.617092	105.69913
0.55	51.6822647	102.156099
0.6	53.7474375	98.6130676
0.65	55.8126102	95.0700366
0.7	57.877783	91.5270056
0.75	59.9429557	87.9839746
0.8	62.0081285	84.4409436
0.85	64.0733012	80.8979125
0.9	66.138474	77.3548815
0.95	68.2036467	73.8118505
1	70.2688195	70.2688195

Creación propia

Figura 5-7: CBT para el puntaje de la empresa 1.



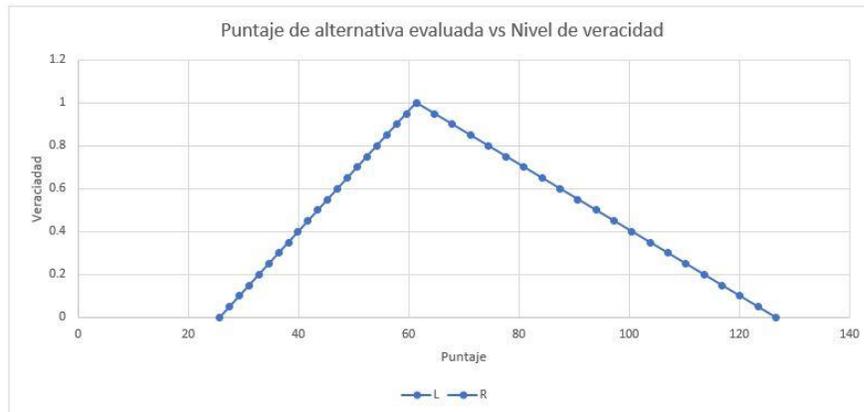
Creación propia

Figura 5-8: Alfa cortes para el puntaje de la empresa 3.

Alfa Corte	L	R
0	25.6509248	126.632689
0.05	27.4369474	123.369623
0.1	29.22297	120.106558
0.15	31.0089925	116.843492
0.2	32.7950151	113.580426
0.25	34.5810377	110.317361
0.3	36.3670603	107.054295
0.35	38.1530829	103.79123
0.4	39.9391054	100.528164
0.45	41.725128	97.2650983
0.5	43.5111506	94.0020327
0.55	45.2971732	90.7389671
0.6	47.0831958	87.4759014
0.65	48.8692183	84.2128358
0.7	50.6552409	80.9497702
0.75	52.4412635	77.6867045
0.8	54.2272861	74.4236389
0.85	56.0133087	71.1605733
0.9	57.7993312	67.8975077
0.95	59.5853538	64.634442
1	61.3713764	61.3713764

Creación propia

Figura 5-9: CBT para el puntaje de la empresa 3.



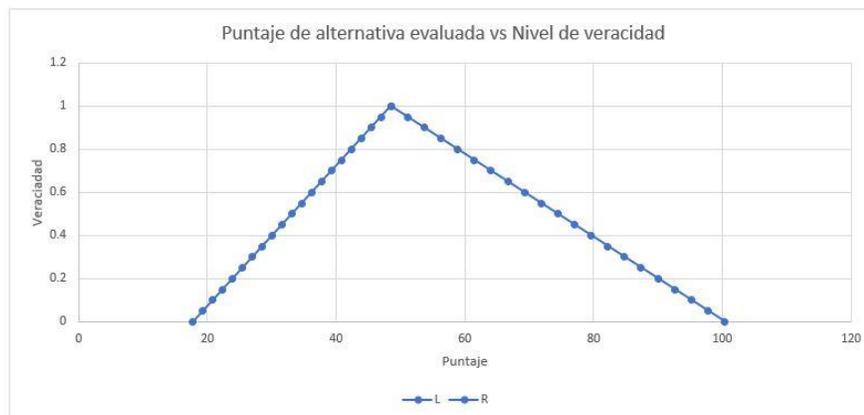
Creación propia

Figura 5-10: Alfa cortes para el puntaje de la empresa 5.

Alfa Corte	L	R
0	17.7260521	100.3477
0.05	19.2649784	97.7555443
0.1	20.8039048	95.1633882
0.15	22.3428311	92.5712321
0.2	23.8817574	89.979076
0.25	25.4206837	87.3869199
0.3	26.95961	84.7947638
0.35	28.4985363	82.2026077
0.4	30.0374626	79.6104516
0.45	31.576389	77.0182955
0.5	33.1153153	74.4261394
0.55	34.6542416	71.8339833
0.6	36.1931679	69.2418272
0.65	37.7320942	66.6496711
0.7	39.2710205	64.057515
0.75	40.8099469	61.4653589
0.8	42.3488732	58.8732028
0.85	43.8877995	56.2810467
0.9	45.4267258	53.6888906
0.95	46.9656521	51.0967345
1	48.5045784	48.5045784

Creación propia

Figura 5-11: CBT para el puntaje de la empresa 5.



Creación propia

Con base en los resultados obtenidos, el modelo mostró sensibilidad ante cambios en la veracidad de los conocimientos de los expertos, representados como conjuntos borrosos triangulares.

Para el escenario de aversión al riesgo se pudo observar que entre mejor calificación tenga una empresa evaluada (empresa 1) y menor sea el riesgo de asignar un crédito de corto plazo, el modelo generó cambios más grandes en el puntaje obtenido; dando a entender que bajo situaciones de bajo riesgo el cambio en la veracidad del puntaje hace que el modelo genere cambios más bruscos en el puntaje, buscando descalificar a la empresa evaluada y evitando tomar una decisión incorrecta. Por otro lado, para una empresa con riesgo alto de asignar un crédito de corto plazo y un puntaje de calificación bajo, el modelo generó cambios más pequeños debido a que la empresa ya está descalificada y no amerita descalificarla aún más.

Para el escenario propenso al riesgo, el modelo tuvo un comportamiento similar al que tuvo en el escenario de aversión al riesgo. En este escenario se pudo evidenciar que, para empresas buenas en términos de su calificación y nivel de riesgo, el modelo generó

cambios bruscos con el fin de ayudar a la asignación del crédito mediante aumentos en el puntaje obtenido, mientras para empresas con riesgo alto y calificación baja, el modelo generó cambios pequeños con el fin de no aumentar el puntaje de la empresa y evitar errores en la asignación de créditos de corto plazo.

6. Conclusiones y recomendaciones

6.1 Conclusiones

El modelo desarrollado logró evaluar el riesgo de asignar un crédito de corto plazo a una PyME mediante el uso de los principios de la inteligencia computacional, basado en información altamente cualitativa e información cuantitativa, la cual fue procesada mediante la lógica borrosa y lo que permitió incorporar el conocimiento y experticia de analistas del área de créditos de una organización financiera. El modelo demostró capacidad para la toma de decisiones al ser comparado con las decisiones que ya habían sido tomadas por los expertos en el momento de asignar un crédito de corto plazo, además se pudo observar que el modelo responde lógicamente y protege la decisión más adecuada a la hora de modificar el nivel de verdad para la importancia dada, a cada subcriterio, por parte de los expertos. El modelo propuesto logró adaptarse a la información cualitativa y a las preferencias dadas por los expertos, lo que le permite ser implementado en cualquier organización financiera que cuenta con personal calificado y dispuesto a modificar el nivel de preferencia hacia los 36 subcriterios propuestos; también se pudo observar que es fácilmente reconfigurable a otras necesidades particulares mediante la selección adecuada del árbol jerárquico de decisiones.

Mediante una revisión bibliográfica y los juicios de expertos en el área de análisis de créditos se logró caracterizar en términos de información cualitativa y cuantitativa una PyME. De la caracterización se pudo observar que cada PyME puede ser descrita clasificando su información en cinco conjuntos, conocidos como las 5C del crédito, las cuales permitieron puntualizar y limitar los parámetros y variables que influyen en el otorgamiento de un crédito de corto plazo a una PyME.

Ante la ausencia de información histórica sobre créditos de corto plazo para PyMEs; el procesamiento de información cualitativa mediante el uso de la lógica borrosa fue de gran importancia, ya que permitió incluir el conocimiento de expertos en métodos para la toma de decisión multicriterio que apoyen la toma de decisión en las organizaciones. Se pudo concluir que el diseño de una estructura que mezcla las características de la lógica borrosa y las ventajas particulares de la toma de decisiones multicriterio permite crear una herramienta útil para el proceso de toma de decisiones en las organizaciones.

La agregación de los resultados del método AHP permitió definir los pesos de importancia de cada uno de los subcriterios, que componen el modelo propuesto, eliminando la subjetividad que surge de asignarle pesos arbitrariamente o basándose en solo un decisor. Además, se redujo la incertidumbre de asignar un crédito de corto plazo a una PyME, al trabajar con un grupo de decisores experimentados en el tema.

Por último, se encontró la posibilidad de trabajar sobre dos escenarios de riesgo, uno en el cual la organización financiera puede arriesgar recursos en la asignación de créditos y otro en el cual el modelo protege a la organización de tomar malas decisiones. El modelo mostró sensibilidad a los cambios en las variables más importantes y robustez ante cambios en las variables menos importantes, además de mostrar lógica ante los cambios en la veracidad de la información ingresada por los expertos.

6.2 Recomendaciones

Durante el diligenciamiento del formulario de preguntas, a los expertos se les dificultó asignar valores a algunas respuestas para preguntas cuantitativas debido a que no tenían claro el dominio en los cuales se trabajaba cada pregunta, por lo que propusieron determinar con anterioridad cada uno de los dominios con el fin de facilitar el trámite del formulario por parte de los decisores en trabajos futuros.

Otro punto importante para trabajar es la construcción de las matrices de comparación para los expertos. Los decisores tuvieron problemas con la matriz de comparación de subcriterios para capacidad y condiciones, ya que se les dificultó ingresar sus preferencias garantizando que el indicador de consistencia de las matrices fuera menor que 0.1. Por lo

anterior, los decisores propusieron como trabajo futuro, la elaboración de matrices de máximo cinco elementos a comparar, por lo que se hace necesario redefinir el número de subcriterios de cada uno de los criterios o crear niveles adicionales para los subcriterios con más de cinco elementos.

Se propone trabajar con sistemas inteligentes sobre una base de datos de evaluación de PyMEs, con el fin de encontrar los pesos para cada subcriterio mediante métodos de aprendizaje supervisado y realizar una comparación con los pesos encontrados mediante las matrices de comparación diligenciadas por los expertos en análisis de créditos. Con esta información se puede verificar si es posible obtener modelos adaptativos que funciones de acuerdo con la lógica de los decisores expertos en la asignación de créditos y que puedan obtener todo el componente de la toma de decisiones organizacional. Como trabajos futuros, es de gran ayuda la construcción de una base de datos de PyMEs con información cualitativa, cuantitativa y del comportamiento de pagos a sus obligaciones financieras a través de los años, con el fin de realizar validaciones más profundas de diferentes modelos propuestos en la literatura y en este trabajo.

Por último, se propone la utilización de otros métodos de toma de decisiones multicriterio, como el TOPSIS, el VIKOR y el PROMETHEE, integrados con el conocimiento de un grupo de expertos mediante la utilización de lógica borrosa, para ser comparados con los resultados obtenidos en este trabajo.

A. Anexo: Procedimientos del modelo propuesto

Se anexa el documento de Microsoft Excel llamado "Modelo propuesto", en el cual se encuentra el procedimiento de cada uno de los pasos realizados para obtener los resultados expuestos en este trabajo. El libro se compone de cinco hojas: Alternativas, Evaluación, ELECTRE, Empresas y Alfa cortes.

La hoja de alternativas contiene la información de las 36 respuestas y los puntos recibidos para cada respuesta, de las cinco PyMEs que se construyeron como referencia para el modelo de toma de decisión. En esta hoja también se encuentra un espacio para ingresar una alternativa nueva al modelo propuesto.

La hoja de Evaluación contiene el puntaje y el nivel de riesgo alcanzado por cada una de las cinco PyMEs que se construyeron como referencia para el modelo propuesto. Estos datos fueron obtenidos de la interfaz gráfica programada para este trabajo.

La hoja ELECTRE contiene los pesos, en termino de conjuntos borrosos triangulares, que se obtuvieron del método AHP mediante la comparación de preferencias. También contiene todos los resultados del método ELECTRE y hace referencia a la hoja de alternativas para obtener la información de la PyME que se desea evaluar. En esta hoja se puede evidenciar el cálculo de la dominancia agregada por dos métodos diferentes: uno mediante comparaciones entre conjuntos borrosos triangulares y otro mediante la utilización de los valores de la media geométrica de cada conjunto borroso triangular; ambos métodos llevaron a resultados casi idénticos por lo que se decidió utilizar el de comparación de conjuntos borrosos triangulares.

La hoja Empresas contiene la información de los 36 subcriterios, ya preprocesados por la interfaz gráfica programada, para las cinco empresas utilizadas en la validación del modelo propuesto. También se encuentra un cuadro de resumen con el puntaje y el nivel de riesgo obtenido por cada empresa.

Por último, la hoja de Alfa Cortes contiene todo el proceso de elaboración de alfa cortes para cada empresa y las gráficas que se presentan en este trabajo.

B. Anexo: Preferencias y estructura jerárquica

Se anexa el documento de Microsoft Excel llamado “DM Formulario AHP”, en el cual se encuentran la estructura jerárquica utilizada en este trabajo a modo de gráfica, las preferencias dadas por los tomadores de decisión, las respuestas de cada uno de los expertos a cada uno de los 36 subcriterios y el nivel de riesgo asignado a cada subcriterio. El libro se compone de nueve hojas: Diagrama del modelo, Formulario DM1, Formulario DM2, Formulario DM3, Formulario DM4, Formulario DM5, Pesos, Respuestas DM y Niveles de riesgo.

En la hoja de Diagrama del modelo, se encuentra la estructura jerárquica propuesta para este trabajo, la cual se compone de 5 criterios y 36 subcriterios.

Las hojas Formulario DM1, Formulario DM2, Formulario DM3, Formulario DM4, Formulario DM5, contienen las preferencias dadas por los tomadores de decisión para cada criterio y para cada grupo de subcriterios, además está el desarrollo del método AHP para cada uno de ellos.

En la hoja Pesos se encuentra la construcción de los conjuntos borrosos triangulares que representan a los pesos de cada subcriterio que se utilizó en el modelo propuesto.

En la hoja de Respuestas DM, se encuentra las respuestas de los siete expertos que permitieron construir, para cada uno de los 36 subcriterios, un nivel de riesgo que aporte información a la toma de decisión.

Por último, la hoja de Niveles de riesgo contiene un resumen de la hoja anterior y permite observar cada subcriterio con sus respectivas respuestas y niveles de riesgo asignados.

Bibliografía

- Abrahams, C. R., & Zhang, M. (2015). *Fair Lending Compliance: Intelligence and Implications for Credit Risk Management*. *Fair Lending Compliance: Intelligence and Implications for Credit Risk Management*. Wiley.
<https://doi.org/10.1002/9781119198888>
- Akkoç, S. (2012). An empirical comparison of conventional techniques, neural networks and the three stage hybrid Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) model for credit scoring analysis: The case of Turkish credit card data. *European Journal of Operational Research*, 222(1), 168–178. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.04.009>
- Angilella, S., & Mazzù, S. (2015). The financing of innovative SMEs: A multicriteria credit rating model. *European Journal of Operational Research*, 244(2), 540–554.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.01.033>
- Aytac, E., Tus, I. A., & Kundakci, N. (2011). Fuzzy ELECTRE I Method for Evaluating Catering Firm Alternatives. *Ege Academic Review*, 11(2011), 125–134.
- Baiden, J. (2011). The 5C 's of Credit In The Lending Industry.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.1872804>
- Baird, B. F. (1989). *Managerial Decisions Under Uncertainty*. Retrieved from http://books.google.com/books/about/Managerial_Decisions_Under_Uncertainty.html?id=n721Q4gS-6IC
- Beck, T., Demirgüç-Kunt, A., & Peria, M. S. M. (2008). Banking services for everyone? Barriers to bank access and use around the world. *World Bank Economic Review*, 22(3), 397–430. <https://doi.org/10.1093/wber/lhn020>
- Behr, P., Foos, D., & Norden, L. (2015). Cyclicity of SME lending and Government Involvement in Banks. *Journal of Banking and Finance*, 77(No 39), 1–27.
<https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2017.01.010>
- Bekhet, H. A., & Eletter, S. F. K. (2014). Credit risk assessment model for Jordanian commercial banks: Neural scoring approach. *Review of Development Finance*, 4(1),

20–28. <https://doi.org/10.1016/j.rdf.2014.03.002>

- Belton, V., & Theodor, S. (2003). *Multiple Criteria Decision Analysis: An Integrated Approach*. Kluwer Academic Publ.
- Berger, A. N., Miller, N. H., Petersen, M. A., Rajan, R. G., & Stein, J. C. (2005). Does function follow organizational form? Evidence from the lending practices of large and small banks. *Journal of Financial Economics*, 76(2), 237–269. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2004.06.003>
- Berger, A. N., & Udell, G. F. (2002). Small Business Credit Availability and Relationship Lending: the Importance of Bank Organisational Structure. *The Economic Journal*, 112(477), F32–F53. <https://doi.org/10.1111/1468-0297.00682>
- Blanco Oliver, A., Pino Mejías, R., & Lara Rubio, J. (2014). Modeling the Financial Distress of Microenterprise Start-ups Using Support Vector Machines: a case study. *Innovar: Revista de Ciencias Administrativas Y Sociales*, 24(54), 153–168. Retrieved from <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=4932773&orden=1&info=link%5Cnh>
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/extart?codigo=4932773>
- Camarinha-Matos, L. M., & Vafaei, N. (2015). Importance of Data Normalization in Decision Making: case study with TOPSIS method. *DECISION SUPPORT SYSTEMS TECHNOLOGIES AN EWG-DSS CONFERENCE. THEME: BIG DATA ANALYTICS FOR DECISION-MAKING*. Retrieved from http://www.academia.edu/26570177/Importance_of_Data_Normalization_in_Decision_Making_case_study_with_TOPSIS_method_ON_DECISION_SUPPORT_SYSTEMS_TECHNOLOGIES_AN_EWG-DSS_CONFERENCE._THEME_BIG_DATA_ANALYTICS_FOR_DECISION-MAKING
- Canales, R., & Nanda, R. (2012). A darker side to decentralized banks: Market power and credit rationing in SME lending. *Journal of Financial Economics*, 105(2), 353–366. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2012.03.006>
- Chen, W., Xiang, G., Liu, Y., & Wang, K. (2012). Credit risk Evaluation by hybrid data mining technique. *Systems Engineering Procedia*, 3, 194–200. <https://doi.org/10.1016/j.sepro.2011.10.029>
- Cubiles-De-La-Vega, M.-D., Blanco-Oliver, A., Pino-Mejías, R., & Lara-Rubio, J. (2013). Improving the management of microfinance institutions by using credit scoring

- models based on Statistical Learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 40(17), 6910–6917. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.06.031>
- Czarnitzki, D., & Hottenrott, H. (2011). Financial constraints: Routine versus cutting edge R&D investment. *Journal of Economics and Management Strategy*, 20(1), 121–157. <https://doi.org/10.1111/j.1530-9134.2010.00285.x>
- Dereliolu, G., & Gürgen, F. (2011). Knowledge discovery using neural approach for SME's credit risk analysis problem in Turkey. *Expert Systems with Applications*, 38(8), 9313–9318. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.01.012>
- Dietsch, M., & Petey, J. (2002). The credit risk in SME loans portfolios: Modeling issues, pricing, and capital requirements. *Journal of Banking and Finance*, 26(2–3), 303–322. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(01\)00224-2](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(01)00224-2)
- El Arif, F. Z., & Hinti, S. (2014). Methods of quantifying operational risk in Banks : Theoretical approaches. *American Journal of Engineering Research*, (3), 238–244.
- Ferreira, F. A., Santos, S. P., & Dias, V. M. (2014). An AHP-based approach to credit risk evaluation of mortgage loans. *International Journal of Strategic Property Management*, 18(1), 38–55. <https://doi.org/10.3846/1648715X.2013.863812>
- Figueira, J., Mousseau, V., & Roy, B. (2005). Electre Methods. In *Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys* (pp. 134–164). New York: Springer-Verlag. https://doi.org/10.1007/0-387-23081-5_4
- Figueira, J. R., Greco, S., & Roy, B. (2009). ELECTRE methods with interaction between criteria: An extension of the concordance index. *European Journal of Operational Research*, 199(2), 478–495. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.11.025>
- Figueira, J., & Roy, B. (2002). Determining the weights of criteria in the ELECTRE type methods with a revised Simos' procedure. *European Journal of Operational Research*, 139(2), 317–326. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(01\)00370-8](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(01)00370-8)
- Goodwin, P. (2005). *Decision Analysis for Management Judgment*. Business (Vol. 49). John Wiley & Sons Ltd. <https://doi.org/10.2307/3010535>
- Govindan, K., & Jepsen, M. B. (2016). ELECTRE: A comprehensive literature review on methodologies and applications. *European Journal of Operational Research*, 250(1), 1–29. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.07.019>
- Grunert, J., Norden, L., & Weber, M. (2005). The role of non-financial factors in internal credit ratings. *Journal of Banking and Finance*, 29(2), 509–531. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.05.017>
- Harris, T. (2015). Credit scoring using the clustered support vector machine. *Expert*

- Systems with Applications*, 42(2), 741–750.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.08.029>
- Hashemi, S. S., Hajiagha, S. H. R., Zavadskas, E. K., & Mahdiraji, H. A. (2016). Multicriteria group decision making with ELECTRE III method based on interval-valued intuitionistic fuzzy information. *Applied Mathematical Modelling*, 40(2), 1554–1564. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2015.08.011>
- Ho, W. (2008). Integrated analytic hierarchy process and its applications - A literature review. *European Journal of Operational Research*, 186(1), 211–228.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.01.004>
- Ishizaka, A., & Nemery, P. (2013). *Multi-Criteria Decision Analysis. Methods and Software*. <https://doi.org/10.1002/9781118644898>
- Ka, B. (2011). Application of fuzzy AHP and ELECTRE to China dry port location selection. *Asian Journal of Shipping and Logistics*, 27(2), 331–354.
[https://doi.org/10.1016/S2092-5212\(11\)80015-5](https://doi.org/10.1016/S2092-5212(11)80015-5)
- Kaya, T., & Kahraman, C. (2011). An integrated fuzzy AHP-ELECTRE methodology for environmental impact assessment. *Expert Systems with Applications*, 38(7), 8553–8562. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.01.057>
- Kong, F., & Liu, H. (2005). Applying fuzzy analytic hierarchy process to evaluate success factors of e-commerce. *International Journal of Information and Systems Sciences*, 1(3–4), 406–412.
- Kubler, S., Robert, J., Derigent, W., Voisin, A., & Le Traon, Y. (2016). A state-of-the-art survey & testbed of fuzzy AHP (FAHP) applications. *Expert Systems with Applications*, 65, 398–422. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.08.064>
- Kwong C K and Bai H. (2002). A fuzzy AHP approach to the determination of importance weights of customer requirements in quality function deployment. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 13(5), 367–377.
- Li, K., Niskanen, J., Kolehmainen, M., & Niskanen, M. (2016). Financial innovation: Credit default hybrid model for SME lending. *Expert Systems with Applications*, 61, 343–355. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.05.029>
- Li, X.-L., & Zhong, Y. (2012). An Overview of Personal Credit Scoring: Techniques and Future Work. *International Journal of Intelligence Science*, 2(24), 182–190.
<https://doi.org/10.4236/ijis.2012.224024>
- Malhotra, R., & Malhotra, D. K. (2002). Differentiating between good credits and bad

- credits using neuro-fuzzy systems. *European Journal of Operational Research*, 136(1), 190–211. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(01\)00052-2](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(01)00052-2)
- Mardani, A., Jusoh, A., Bagheri, M. M., & Kazemilari, M. (2015). A Combined Hybrid Fuzzy Multiple Criteria Decision-making Approach to Evaluating of QM Critical Success Factors in SME's Hotels Firms. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 172, 786–793. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.01.433>
- Mardani, A., Jusoh, A., & Zavadskas, E. K. (2015). Fuzzy multiple criteria decision-making techniques and applications - Two decades review from 1994 to 2014. *Expert Systems with Applications*, 42(8), 4126–4148. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.01.003>
- Martín del Brío, B., & Sanz Molina, A. (2005). *Redes neuronales y sistemas difusos*. (Alfaomega, Ed.). México.
- Medina, S., & Manco, O. O. (2007). Diseño de un sistema experto difuso: evaluación de riesgo crediticio en firmas comisionistas de bolsa para el otorgamiento de recursos financieros. *Estudios Gerenciales*, 23(104), 101–129. [https://doi.org/10.1016/S0123-5923\(07\)70019-0](https://doi.org/10.1016/S0123-5923(07)70019-0)
- Medina, S., & Paniagua, G. (2008). Fuzzy Inference Systems To Creditworthiness Analysis. *Revista Dyna*, 75(154), 215–229.
- Mikhailov, L. (2003). Deriving priorities from fuzzy pairwise comparison judgements. *Fuzzy Sets and Systems*, 134(3), 365–385. [https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(02\)00383-4](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(02)00383-4)
- Moro, A., & Fink, M. (2013). Loan managers' trust and credit access for SMEs. *Journal of Banking and Finance*, 37(3), 927–936. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2012.10.023>
- Mousavi-Nasab, S. H., & Sotoudeh-Anvari, A. (2017). A comprehensive MCDM-based approach using TOPSIS, COPRAS and DEA as an auxiliary tool for material selection problems. *Materials & Design*, 121, 237–253. <https://doi.org/10.1016/j.matdes.2017.02.041>
- Nurlybayeva, K., & Balakayeva, G. (2013). Algorithmic Scoring Models. *Applied Mathematical Sciences*, 7(12), 571–586.
- Peña, A., Lochmuller, C., Murillo, J., Perez, M., & Velez, C. (2011). Modelo cualitativo para la asignacion de creditos de consumo y ordinario: el caso de una cooperativa de credito. *Revista Ingenierias Universidad de Medellín*, 10(19), 101–111.
- Peña, A., Lochmüller, C., Murillo, J., Pérez, M., & Vélez, C. (2011). Modelo Cualitativo Para La Asignación De Créditos De Consumo Y Ordinario - El Caso De Una

- Cooperativa De Crédito. *Revista Ingenierias Universidad de Medellín*, 10(19), 89–100.
- Ravi Kumar, P., & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques - A review. *European Journal of Operational Research*, 180(1), 1–28. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.08.043>
- Rogers, M. G., Bruen, M., & Maystre, L. Y. (2000). *Electre and Decision Support: Methods and Applications in Engineering and Infrastructure Investment*. Springer US.
- Rouyendegh, B. D., & Erol, S. (2012). Selecting the Best Project Using the Fuzzy ELECTRE Method, 2012. <https://doi.org/10.1155/2012/790142>
- Saaty, R. W. (1987). The analytic hierarchy process-what it is and how it is used. *Mathematical Modelling*, 9(3–5), 161–176. [https://doi.org/10.1016/0270-0255\(87\)90473-8](https://doi.org/10.1016/0270-0255(87)90473-8)
- Saaty, T. L. (1988). What is the Analytic Hierarchy Process? In *Techniques* (pp. 109–121). https://doi.org/10.1007/978-3-642-83555-1_5
- Saavedra Garcia, M. J., & Saavedra Garcia, M. L. (2010). Modelos para medir el riesgo de crédito de la banca. *Cuadernos de Administracion*, 23(40), 295–319.
- Shefer, D., & Frenkel, A. (2005). R& D, firm size and innovation: an empirical analysis. *Technovation*, 25(1), 25–32. [https://doi.org/10.1016/S0166-4972\(03\)00152-4](https://doi.org/10.1016/S0166-4972(03)00152-4)
- Subramanian, N., & Ramanathan, R. (2012). A review of applications of Analytic Hierarchy Process in operations management. *International Journal of Production Economics*, 138(2), 215–241. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2012.03.036>
- Taylan, O., Bafail, A. O., Abdulaal, R. M. S., & Kabli, M. R. (2014). Construction projects selection and risk assessment by fuzzy AHP and fuzzy TOPSIS methodologies. *Applied Soft Computing Journal*, 17, 105–116. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.01.003>
- Torfi, F., Farahani, R. Z., & Rezapour, S. (2010). Fuzzy AHP to determine the relative weights of evaluation criteria and Fuzzy TOPSIS to rank the alternatives. *Applied Soft Computing Journal*, 10(2), 520–528. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2009.08.021>
- Vaidya, O. S., & Kumar, S. (2006). Analytic hierarchy process: An overview of applications. *European Journal of Operational Research*, 169(1), 1–29. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.04.028>
- Villacreses, G., Gaona, G., Martínez-Gómez, J., & Jijón, D. J. (2017). Wind farms

- suitability location using geographical information system (GIS), based on multi-criteria decision making (MCDM) methods: The case of continental Ecuador. *Renewable Energy*, 109, 275–286. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.03.041>
- West, D. (2000). Neural network credit scoring models. *Computers and Operations Research*, 27(11–12), 1131–1152. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(99\)00149-5](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00149-5)
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
- Zadeh, L. A. (2015). Fuzzy logic - A personal perspective. *Fuzzy Sets and Systems*, 281, 4–20. <https://doi.org/10.1016/j.fss.2015.05.009>
- Zhang, Q., & Liu, T. (2014). A new credit risk assessment approach based on artificial neural network. *Journal of Chemical and Pharmaceutical Research*, 6(6), 157–163.
- Zhao, Z., Xu, S., Kang, B. H., Kabir, M. M. J., Liu, Y., & Wasinger, R. (2015). Investigation and improvement of multi-layer perception neural networks for credit scoring. *Expert Systems with Applications*, 42(7), 3508–3516. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.12.006>
- Zopounidis, C., & Doumpos, M. (2017). *Multiple Criteria Decision Making Applications in Management and Engineering*. Springer Verlag.