

MODELO DE INFERENCIA DIFUSO PARA ESTUDIO DE CRÉDITO

FUZZY INFERENCE SYSTEMS TO CREDITWORTHINESS ANALYSIS

SANTIAGO MEDINA HURTADO

*Profesor Asistente, Escuela de Ingeniería de la Organización, Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín
smedina@unalmed.edu.co*

GISELA PANIAGUA GÓMEZ

Especialista en Ingeniería Financiera, Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín

Recibido para revisar Noviembre 17 de 2006, aceptado Febrero 12 de 2007, versión final Agosto 21 de 2007

RESUMEN: El trabajo presenta el estudio realizado en una cooperativa de servicios financieros, la cual utilizó un Sistema de Inferencia Difuso para evaluar la solvencia de los asociados de la cooperativa solicitantes de crédito. Para desarrollar el modelo se contó con la base de datos de los asociados de la cooperativa y la opinión de expertos. De la base de datos se extrajo información sobre el monto del crédito otorgado, plazo, garantías, aportes sociales e historial crediticio de los clientes, para utilizarlos en el desarrollo del Modelo, el cual parte de definir las relaciones entre las variables de entrada y salida con ayuda del criterio experto. Lo anterior permite definir la base de conocimiento que representa por una parte, el entendimiento que los expertos tienen del fenómeno y por otra, sus sistemas de razonamiento. De esta manera se obtiene un modelo que considera toda la información en el proceso de evaluación crediticia bajo una perspectiva más objetiva con el fin de minimizar así el riesgo operativo y de contraparte en el otorgamiento del crédito.

PALABRA CLAVE: Análisis de solvencia, Evaluación de crédito, Sistema de inferencia difuso.

ABSTRACT: The work presents the study made in a cooperative of financial services, for which a Fuzzy Inference System is used, with the purpose of evaluating the solvency of those associated of the cooperative credit applicants. In order to develop the model, we used the data base of the associate of the cooperative and the opinion of experts. From the data base information was extracted on the amount of the granted credit, term, guarantees, social contribution, and historical credit of the clients, to use them in the development of Model, which part to define the relations between the entrance and exit variables with the help of the expert's criterion. The previous thing allows defining the knowledge base that represents on one hand, the understanding that the experts have of the phenomenon and by another one, its systems of reasoning. This way a model is obtained that considers all the information in the process of credit evaluation under one more objective perspective with the purpose of diminishing in this way the operative risk in granting the credit.

KEYWORDS: Creditworthiness analysis, Fuzzy Inference Systems.

1. INTRODUCCIÓN

Uno de los temas de mayor relevancia en el tratamiento de los riesgos del sector financiero y cooperativas de ahorro y crédito, es el asociado al crédito. Un cuidadoso análisis en la concesión de éste es lo que permite tener una adecuada

administración del crédito de cartera de las entidades financieras.

Por lo tanto, un aspecto de extraordinaria importancia en la gestión de los riesgos crediticios es el relativo al análisis y evaluación del riesgo, así como la clasificación de los clientes y la capacidad de pago, entre otros.

Estos procesos de análisis de riesgos precisan de fuentes de información, tanto internas como externas y de unos sistemas específicos de evaluación.

Generalmente en el tema de evaluación de crédito se tienen en cuenta aspectos cuantitativos y cualitativos. Históricamente los primeros se han tratado de una manera sistemática, a través de instrumentos estadísticos y econométricos; los segundos, o aspectos cualitativos, han sido tratados de acuerdo con los criterios de las entidades financieras y por los expertos en el tema. Hasta ahora las entidades tienen herramientas para codificar estas variables cualitativas o variables lingüísticas basadas en sistemas de puntos para los niveles definidos en el sistema de clasificación. El anterior sistema de calificación básicamente es una aplicación de la lógica bivaluada.

El uso de niveles en el sentido de la lógica clásica genera inconvenientes en los casos cercanos a los límites ya que se pasa de manera abrupta de pertenecer de un conjunto o a otro. En la lógica multivalente, el pasar de un estado a otro es una cuestión de grado, por otra parte, se rompe con el principio de la no contradicción o del tercero excluido, es decir, un objeto de estudio puede pertenecer a la vez a conjuntos contrarios en cierto grado.

Otro aspecto a considerar en los problemas de decisión es la calidad de la información, en este sentido, en muchas ocasiones no se cuenta con la información suficiente para aplicar modelos matemáticos convencionales, lo que ha obligado a buscar modelos alternativos. Precisamente en la búsqueda de modelos que tengan en cuenta estas realidades surge la Lógica Difusa como un modelo matemático que permite utilizar conceptos relativos a la realidad, siguiendo patrones de comportamiento similares al pensamiento de los humanos.

En la vida real existen hechos que no se puede definir como totalmente verdaderos o totalmente falsos, sino que tienen un grado de verdad o falsedad que puede variar de 0 a 1; la lógica clásica no es la más adecuada para tratar este tipo de razonamientos ya que excluye por completo una tercera posibilidad (o más) entre estos dos valores.

En el sector financiero, la aplicación de la lógica difusa es diversa, por ejemplo el análisis de crédito, el análisis de inversión (costo del capital, análisis de equilibrio, etc.), son algunos de los trabajos representativos del uso de las nuevas tecnologías. La lógica difusa ha permitido incluir en la mayoría de modelos financieros la incertidumbre de manera diferente a como lo hace actualmente la teoría de probabilidades.

La ventaja que tiene la lógica difusa es que permite definir e incluir en el análisis conceptos o variables, aún cuando no estén formulados de forma precisa. Ésta trabaja con reglas de inferencia, las cuales se obtienen de las experiencias del operador o a partir de las series históricas que son propias de cada sistema.

Actualmente el sector financiero y empresas del sector real necesitan medir sus riesgos (de mercado, crediticio, operativo, liquidez, etc.) y cubrirlos. En este sentido para el sector financiero los Acuerdos de Basilea [11] cuya filosofía y metodologías han sido adoptadas por muchos entes reguladores, han propiciado la formalización de estructuras orgánicas para la gestión de riesgos. Para el caso específico del riesgo de crédito se estudian las operaciones que se realizan para garantizar una excelente administración crediticia, además, uno de los retos que tienen las entidades financieras y cooperativas es la permanencia en el mercado y ello les exige que sean más rápidas y sólidas. Tiene sentido entonces aumentar los volúmenes de crédito de sus usuarios sin ver afectados los indicadores de riesgos, para poder permanecer en el mercado.

Los efectos de la posible insolvencia de sus clientes justifican la necesidad de desarrollar herramientas de evaluación de la capacidad para afrontar sus deudas. Ante esta realidad, es necesario diseñar un modelo de evaluación crediticia para intentar determinar la calidad financiera de los usuarios y su capacidad de cumplir con el contrato de pago.

Por lo anterior, el presente trabajo se centra en el diseño e implementación de un modelo difuso para minimizar el riesgo crediticio. La aplicación de éste se recomienda a la Cooperativa de Ahorro y Crédito, entidad que aportó la información necesaria para el desarrollo del modelo.

2. LÓGICA DIFUSA

El origen de la lógica difusa se encuentra en los análisis de la vaguedad y su relación con la lógica clásica que se realizaron a comienzos del siglo XX. A pesar del considerable interés por las lógicas multivalentes que despertaron Jan Lukasiewicz y su escuela, al desarrollar lógicas con valores de verdad intermedios alrededor de 1930, fue Max Black quien primero propuso los llamados "perfiles de consistencia" (antecedores de las funciones de pertenencia borrosas) para caracterizar símbolos vagos. En 1965 Lofti Zadeh, con la definición de conjunto difuso a partir de la idea de pertenencia gradual, sienta las bases de la lógica polivalente y del cálculo de la incertidumbre, denominado por el propio Zadeh "Teoría de la Posibilidad". La teoría de conjuntos difusos permite expresar en términos matemáticos los procesos lógicos y del razonamiento aproximado que es el utilizado por el hombre en la vida cotidiana. Luego Mandani en 1977 extendió el concepto de conjunto difuso a sistemas de lógica difusa que actualmente constituye un importante tópico de investigación y desarrollo de aplicaciones industriales. Por otra parte las investigaciones teóricas han enfatizado en la borrosificación de áreas como la aritmética, el álgebra, la programación lineal, la topología, el cálculo integral y diferencial, la geometría, las desigualdades, la trigonometría, la geometría plana, los sistemas de ecuaciones lineales.

La teoría difusa rebasó el ámbito estrictamente matemático y es así como se ha integrado a otras disciplinas: la semántica, la lógica, la psicología, la física, la economía, la geografía, la inteligencia artificial, etc. Por otra parte en 1978 comienza la publicación de la revista *Fuzzy Sets and Systems*, dedicada a cuestiones específicas de sistemas difusos, lo que ha permitido la ampliación de la base matemática y de aplicaciones prácticas.

Lo difuso, para Zadeh, es algo inherente en el conocimiento humano en general (o en buena parte), y por lo tanto, debería ser un componente esencial de cualquier teoría socio económica. Otra de las motivaciones de Zadeh es lo que él

llama principio de incompatibilidad, el cual afirma que:

"A medida que aumenta la complejidad de un sistema, nuestra capacidad para hacer afirmaciones sobre su comportamiento que sean precisas y al mismo tiempo significativas, va disminuyendo, hasta alcanzar un umbral por debajo del cual la precisión y significación (o pertinencia) llegan a ser características mutuamente excluyentes"

La metodología de los sistemas difusos responde, según lo anterior, a la urgente necesidad de elaborar otros modelos, diferentes de los de la lógica y de la teoría de conjuntos clásicos, que están demandando extensos campos conceptuales en los que realmente hay vaguedad e imprecisión. El objetivo es tratar lo difuso de manera sistemática, aunque no necesariamente cuantitativa, pues los elementos claves en el pensamiento humano no son números, sino conceptos (rotulos) que pueden ser expresados mediante conjuntos difusos, i. e., clases de objetos en los que la transición de la pertenencia a la no pertenencia es más gradual que abrupta. Por ejemplo: "muy atractiva", "extremadamente inteligente", "bastante aceptable", "más o menos acertado", "casi verdad", etc. Tales conjuntos no vienen determinados (definidos) como los conjuntos en sentido clásico: por una definición extensional o intencional (la cual garantiza, y por igual, la pertenencia de sus elementos), sino por referencia a un contexto, por un procedimiento "semántico" más que "sintáctico"; quedan determinados por referencia a dominios específicos (locales).

La teoría de los conjuntos difusos y sus posteriores desarrollos, la lógica difusa y la teoría de la posibilidad, constituyen modelos que resultan especialmente útiles para tratar con la incertidumbre de manera más "natural" y más "humana" que la lógica y la teoría de conjuntos clásicas. Los sistemas extraídos de la lógica clásica presentan las dificultades de la rigidez y la bivalencia, y resultan, por ello, inservibles para expresar la ambigüedad del significado que se da en el lenguaje natural, base fundamental

de nuestros procesos cognoscitivos en la toma de decisiones y de la interacción entre el hombre y la máquina en la Ingeniería del Conocimiento.

Existen otras metodologías extraídas de la teoría de la probabilidad para tratar con la incertidumbre: la inferencia bayesiana, la teoría de las probabilidades subjetivas, la teoría de la evidencia de Dempster y Shafer, etc., pero hay un cierto tipo de incertidumbre de la que no puede dar cuenta la teoría de la probabilidad, como es el caso de la vaguedad (lo malamente definido) la cual queda por fuera del contexto de la probabilidad.

Hasta el momento la incertidumbre definida como la aleatoriedad de los sucesos o fenómenos (azar) se ha medido con base en la teoría de la probabilidad sin embargo, la vaguedad queda por fuera de esta. El desarrollo teórico formalizado inicialmente por Zadeh en 1965 plantea para su tratamiento la teoría de la posibilidad.

Por ejemplo: "El próximo mes el precio subirá", "Lanza el dado y saca un tres", etc. Este tipo de incertidumbre constituye fundamentalmente el campo de la teoría de la probabilidad. Sin embargo, la incertidumbre puede provenir de la imprecisión del fenómeno causado por la ambigüedad, la vaguedad o por definiciones subjetivas. Por ejemplo "la TIR del proyecto es Alta", "la política de inversiones es conservadora", este tipo de afirmaciones constituye el campo de aplicación de la lógica difusa. Este tipo de afirmación es común en el campo social y en muchos problemas de Economía de empresa donde los expertos toman sus decisiones basados en esquemas no cuantitativos y que sobrepasan en mucho los resultados obtenidos de los modelos matemáticos o estadísticos convencionales.

3. CONJUNTOS DIFUSOS Y SISTEMAS DE LÓGICA DIFUSA (FIS)

La creciente necesidad de dar solución apropiada a problemas de índole político, económico, social, administrativo y financiero, que parten de

percepciones estrictamente humanas y que como tal no cuentan con la suficiente información para aplicar modelos matemáticos convencionales, ha obligado a la búsqueda de modelos alternativos que permitan llegar a valores numéricos a partir de variables expresadas en términos lingüísticos. La Lógica Difusa aparece como una de las herramientas que permite hacer esta transformación y que proporciona una visión diferente a la otorgada por la Lógica Formal o Clásica.

La Lógica Clásica, o Lógica Bivaluada, no resulta adecuada cuando se trata de describir hechos que no son totalmente verdaderos o totalmente falsos ya que excluye por completo posibilidades entre estos dos valores. La Lógica Difusa en cambio, permite utilizar conceptos relativos de la realidad, definiendo grados variables de pertenencia y siguiendo patrones de razonamiento similares a los del pensamiento humano (Kosko, 1995).

La Lógica Difusa está relacionada y fundamentada en la teoría de los Conjuntos Difusos, según la cual, el grado de pertenencia de un elemento a un conjunto está determinado por una función de pertenencia que puede tomar todos los valores reales comprendidos en el intervalo (0, 1) (Jang, 1997, Kulkarni, 2001, Kasabov, 1998 y Kosko, 1995). De esta manera, mientras que en el marco rígido de la lógica formal la utilidad de una empresa, por ejemplo, es baja, dándole un valor de cero (0) o es alta dándole un valor de uno (1), para la lógica difusa son posibles también todas las condiciones intermedias de utilidad como "muy baja", "relativamente alta", "media", "ligeramente baja", etc.

Las condiciones extremas o absolutas asumidas por la lógica formal son sólo un caso particular dentro del universo de la lógica difusa. Esta última permite ser relativamente imprecisa en la representación de un problema y aún así llegar a la solución correcta (Kosko, 1995).

Con la Lógica Difusa se abre la posibilidad de dar solución a problemas expresados desde la perspectiva humana y que, por ésta simple condición, no pueden tener una solución única desde lo "falso" o "verdadero" sino que pueden tomar condiciones intermedias para dar soluciones satisfactorias a los problemas presentados.

Actualmente existe una amplia literatura sobre la teoría de los conjuntos difusos aplicada a todos los campos de la matemática como la aritmética, el álgebra, el cálculo diferencial e integral, sistemas de ecuaciones, la topología, la econometría, la programación lineal, la programación multiobjetivo, la programación dinámica, las desigualdades, funciones, la geometría plana, la trigonometría, la teoría probabilística (Zadeh, 1968), etc. (Para una introducción a la matemática difusa consúltese Buckley 2002; para un tratado completo de la fundamentación matemática de los conjuntos difusos puede consultarse a Kaufman 1990, Trillas 1980, Kaufman 1982 o Jang 1997).

Los sistemas de inferencia difuso tipo Mandani (Mandani, 1977, 1981) fueron los primeros sistemas en ser probados de manera práctica como aproximador universal de funciones. Posteriormente (Kosko, 1992 y Wang, 1992), se estableció formalmente que cualquier relación entre variables de entrada y salida, puede ser aproximada mediante un sistema difuso construido en términos lingüísticos con alto grado de exactitud (aproximador universal).

Un Sistema de Inferencia Difuso – FIS, es una forma de representar conocimientos y datos inexactos en forma similar a como lo hace el pensamiento humano (Jang, 1997). Un FIS define una correspondencia no lineal entre una o varias variables de entrada y una variable de salida; esto proporciona una base desde la cual pueden tomarse decisiones o definir patrones.

Las etapas que deben cumplirse para el montaje de un Sistema de Inferencia Difuso se muestran en la Figura 1.

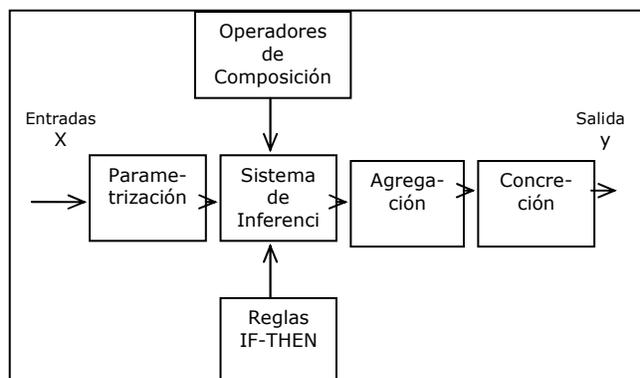


Figura 1. Sistema de inferencia difuso.
Figure 1. Fuzzy Inference Systems

Los pasos esenciales para el diseño de un sistema difuso son (Jang, 1997, Kasavov, 1998 y Kosko, 1992):

- i- Identificar el tipo de problema y el tipo de sistema difuso que mejor se ajusta a los datos.
- ii- Definición de variables de entrada y salida, sus valores difusos y sus funciones de pertenencia (parametrización de variables de entrada y salida).
- iii- Definición de la base de conocimiento o reglas difusas.
- iv- Obtención de salidas del sistema mediante la información de las variables de entrada utilizando el sistema de inferencia difuso.
- v- Traslado de la salida difusa del sistema a un valor nítido o concreto mediante un sistema de “concreción”.
- vi- Ajustar el sistema validando los resultados.

La aplicación de modelos basados en Lógica Difusa permite abordar de manera efectiva la creación de sistemas soporte para la toma de decisiones ya que brinda la capacidad de extraer datos de forma práctica, y a través de las capacidades analíticas y la experiencia de los evaluadores, descubrir relaciones significativas entre ellos. Los modelos de Lógica Difusa son altamente flexibles, más tolerantes a la imprecisión de los datos y pueden trabajar con funciones no lineales de diversa complejidad, así mismo no están obligados por presunciones estadísticas acerca de las características de los datos y sus distribuciones de probabilidad y se les puede modificar fácilmente dependiendo de la solución requerida del problema.

Cuando se cuenta con información imprecisa e insuficiente, usar instrumentos estadísticos no es suficiente para obtener resultados significativos. La Lógica Difusa surge precisamente para tratar con este tipo de problemas y lograr darles una solución óptima. De ésta forma, una combinación entre un sistema de Lógica Difusa y la experiencia o conocimiento que tienen los encargados de tomar las decisiones es una excelente manera de obtener buenos resultados (Kosko, 1995).

A continuación se explican los pasos que integran un FIS:

Proceso de concreción. En esta primera etapa se definen las variables tanto de entrada como de salida del sistema (variables lingüísticas), sus valores lingüísticos y sus funciones de pertenencia. Este proceso también es llamado parametrización.

El término “variables lingüísticas” se refiere a variables que pueden tomar valores ambiguos, inexactos o poco claros, por ejemplo, la variable lingüística “Rentabilidad” puede tomar los valores lingüísticos “bajo, medio y alto”, que tienen un significado semántico y que se pueden expresar numéricamente por funciones de pertenencia.

De esta manera, se puede hablar formalmente de Conjunto Difuso como:

Sea: X el universo de valores que puede tomar la variable

x un elemento cualquiera de X

$A \subset X$ colección de elementos x que pertenecen a X

Si X es una colección de objetos denotados genéricamente por x , entonces el conjunto difuso A en X es definido como el conjunto de pares ordenados:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in X\}$$

Donde $\mu_A(x)$ se denomina función de pertenencia del conjunto difuso A . La función de pertenencia otorga a cada elemento de X un grado de membresía entre 0 y 1. Los tipos de funciones de pertenencia comúnmente utilizados son: la función Triangular, Trapezoidal, Gausiana, Sigmoidal y Generalizada de Bell. Éstas se escogen de forma tal que se consiga una adecuada correspondencia entre los espacios de entrada y salida de un sistema. La Figura 2 presenta tres conjuntos difusos con valores lingüísticos bajo, medio, alto para la variable margen Operativo.

El proceso de parametrización consiste en definir funciones de pertenencia para cada uno de los valores lingüísticos definidos para las variables de entrada y salida del sistema. En general los valores lingüísticos son definidos con base a

opiniones de expertos los cuales se distribuyen a lo largo del universo del discurso (rango posible de valores que puede tomar la variable).

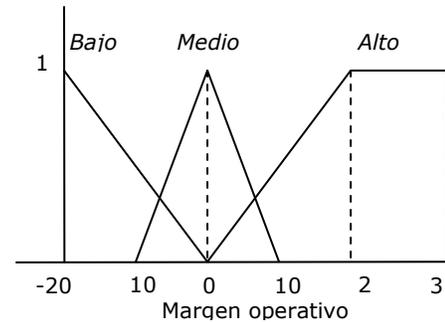


Figura 2. Conjuntos difusos y funciones de pertenencia
Figure 2. fuzzy Set and membership function

Cuando hay información previa de la variable de interés, la distribución de los conjuntos difusos en el universo del discurso puede basarse en un análisis estadístico previo de la serie histórica (histograma de frecuencias) conjugada con la opinión de los expertos, mientras que para aquellas variables que caracterizan posiciones netamente subjetivas (por ejemplo propensión a tomar riesgos) puede definirse una escala de calificación donde los expertos ubican los niveles de la variable y a los que se le asocian los conjuntos difusos.

Reglas Difusas SI-Entonces: Estas reglas especifican la relación entre las variables de entrada y salida del sistema. Las relaciones difusas determinan el grado de presencia o ausencia de asociación o interacción entre los elementos de 2 o más conjuntos.

La regla SI-ENTONCES tipo Mandani, asume la forma: “Si X_1 es A_1 y X_2 es A_2 y.....y X_k es A_k Entonces Y es B ”

Donde A_1, A_2, \dots, A_k, B son valores lingüísticos definidos mediante conjuntos difusos para las variables lingüísticas en el universo del discurso X_1, X_2, \dots, X_k y Y respectivamente.

La parte de la regla “ X_i es A_i ” es llamada el antecedente o premisa y la parte “ Y es B ” es llamada el consecuente o conclusión. La regla

anterior, define una relación borrosa en el espacio $k+1$ dimensional caracterizada por una función de pertenencia

$$\mu_{A_k \rightarrow B}(X_1, X_2, \dots, X_k, Y) \in [0; 1].$$

La base de las reglas borrosas en general se obtiene del conocimiento de expertos mediante entrevistas, cuestionarios o técnicas de panel, sin embargo, en muchas ocasiones no se tiene acceso a dichos expertos pero se cuenta con una base de datos de las variables de entrada-salida. En situaciones como ésta, es posible generar reglas borrosas que definen una adecuada correspondencia entre las variables de entrada y salida.

La interpretación de una regla SI-Entonces involucra dos pasos, el primero es evaluar el antecedente mediante la aplicación de cualquier operador difuso y el segundo paso es la implicación o la aplicación del resultado del antecedente al consecuente. Esto se hace evaluando la función de pertenencia $\mu_{A \rightarrow B}(X_1, X_2, \dots, X_k, Y)$. Es decir, se trata de evaluar la activación de una regla (activación del consecuente) en función del grado de cumplimiento del antecedente. Para realizar dicha tarea, se hace uso de operadores de composición de conjuntos difusos y de la aplicación de un sistema de inferencia (también llamado Razonamiento Difuso o Razonamiento Aproximado) el cual puede verse en la Figura 3.

Operaciones de composición. Las operaciones básicas que se realizan con conjuntos difusos son la Unión, la Intersección, la Complementación, el Producto Cartesiano y el Co-producto Cartesiano. Dichas operaciones se realizan mediante la aplicación de algún operador binario clasificado como T-normas (para operaciones de intersección) o S-normas (para operaciones de unión). (Kaufman, 1990, Trillas, 1980, Jang, 1997, Kulkarni, 2001, Kasabov, 1998)

Debido a que las reglas difusas definen una relación difusa en el espacio $k+1$ -dimensional caracterizado por una función de pertenencia $\mu_{A_k \rightarrow B}(X_1, X_2, \dots, X_k, Y) \in [0; 1]$, las operaciones básicas con conjuntos difusos son relaciones de implicación utilizadas para derivar las funciones de pertenencia de conjuntos difusos n -dimensionales. Por otra parte, también permiten

definir operaciones de composición para derivar relaciones difusas entre diferentes espacios producto, es decir, si tenemos relaciones para los espacios producto $X \times Y$ y $Y \times Z$ podemos a través de operaciones de composición obtener la relación del espacio producto $X \times Z$.

Se han sugerido diferentes operaciones de composición para las relaciones difusas, las más conocidas son la composición Max-Min propuesta por Zadeh y la composición Max-producto

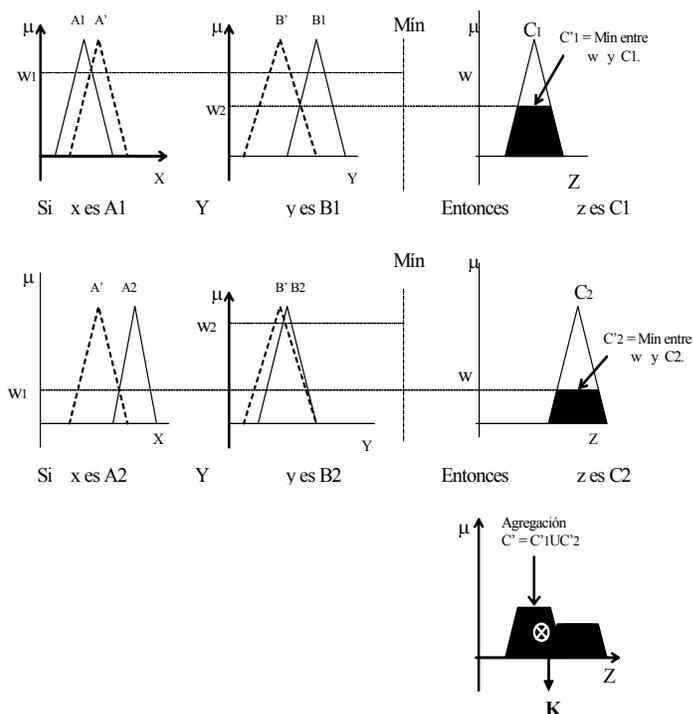


Figura 3. Sistema de razonamiento aproximado
Figure 3. Reasoning approximate Systems.

Mecanismos de Inferencia (Razonamiento Aproximado): El Razonamiento Aproximado es un procedimiento de inferencia usado para derivar conclusiones desde un conjunto de reglas difusas tipo SI-ENTONCES y los datos de entrada al sistema mediante la aplicación de relaciones de Composición Max-Min o Max-Producto. Es decir, es un mecanismo que permite inferir un valor difuso B' cuando se tienen unas entradas difusas en el espacio k -dimensional A'_k y se ha definido una relación de implicación $R : A_k \rightarrow B$, esto es:

$$B' = A'_k \circ (A_k \rightarrow B)$$

Por ejemplo, considerando las dos reglas siguientes:

Regla 1: SI x es A_1 y y es B_1 Entonces z es C_1 si no,

Regla 2: SI x es A_2 y y es B_2 Entonces z es C_2 .

Se trata de inferir el resultado C' a partir de las entradas: " x " es A' e " y " es B' y el grupo de reglas anteriores. Se puede expresar cada regla en forma general como $R_1 = (A_1 \times B_1) \rightarrow C_1$ y $R_2 = (A_2 \times B_2) \rightarrow C_2$. Si se usa la composición Max-Min para inferir $\mu_{C'}(z)$, el operador de composición " \circ " se distribuye sobre el operador unión (U) como sigue:

$$C' = (A' \times B') \circ (R_1 U R_2)$$

$$C' = \{(A' \times B') \circ R_1\} U \{(A' \times B') \circ R_2\}$$

$$C' = C_1' U C_2'$$

Donde C_1' y C_2' (Ver Figura 3) son conjuntos borrosos inferidos de la regla 1 y regla 2 respectivamente. Este resultado puede extenderse para el caso de n -reglas.

Agregación. En esta etapa del proceso las salidas de cada una de las reglas se combinan para obtener un único conjunto difuso. Las entradas del proceso de agregación son las funciones de pertenencia truncadas obtenidas de la etapa de inferencia para cada una de las n -reglas. En la Figura 3 el conjunto $C' = C_1' U C_2'$ agrega las funciones truncadas de cada regla.

El método de agregación es conmutativo, es decir, no importa el orden en el que la salida de cada regla es agregada. Este proceso define un método para hallar $C' = (C_1' U C_2' U \dots U C_n')$, donde C_1', C_2', \dots, C_n' son los conjuntos difusos inferidos de la regla 1, 2, ..., n . y C' es un conjunto difuso de salida con función de pertenencia igual a $\mu_{C'}(z)$, dadas las condiciones de entrada del sistema y la base de reglas. El operador de agregación mas utilizado es Máximo, por tanto:

$$C' = [(z, \mu_{C'}(z) / z \in Z]$$

Donde $Z =$ Universo del discurso de la variable de salida " y "

$$\mu_{C'}(z) = \text{Max}(C_1', C_2', \dots, C_n')$$

Proceso de Concreción: En ésta última etapa se obtiene un valor nítido o concreto (K) a partir del conjunto difuso de salida C' el cual proporciona

la solución del sistema planteado (ver figura 3). Entre los métodos de concreción mas utilizados se encuentran: Centroide, Bisectriz, Media de los máximos, Más pequeño de los máximos y Más grande de los máximos.

En las siguientes sesiones se presentan algunas aplicaciones de la lógica difusa en la solución de problemas financieros.

4. IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA PARA LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO

Los solicitantes de créditos de la cooperativa son las personas naturales o jurídicas. Para el desarrollo del trabajo se toma como referencia las personas naturales que realizan sus pagos por caja los cuales representan sólo el 19.10% de los usuarios totales y un tamaño muestral de 178 solicitantes de crédito. Los requisitos descritos a continuación están orientados a evaluar la capacidad de pago para personas naturales:

- Capacidad de pago, la cual relaciona los ingresos y egresos del deudor y flujo de caja del proyecto a financiar. Considerando las condiciones del crédito (plazo, periodos de pago y otros), de conformidad con información financiera actualizada y documentada.
- Solvencia del deudor, a través de variables como el nivel de endeudamiento y la calidad y composición de los activos, pasivos, patrimonio y contingencias del deudor y/o del proyecto.
- Naturaleza, liquidez, cobertura, y valor de las garantías, teniendo en cuenta, entre otros aspectos, la celeridad con que puedan hacerse efectivas, su valor de mercado técnicamente establecido, los costos razonablemente estimados de su realización y el cumplimiento de los requisitos de orden jurídico para hacerlas exigibles.
- Las garantías que respaldan una operación son necesarias para calcular las pérdidas esperadas en el evento de no pago. En este sentido, son fundamentales para determinar el nivel de las provisiones, pero no se deben tener en cuenta para calificar los créditos.

- Servicio de la deuda y cumplimiento de los términos pactados, es decir, la atención oportuna de todas las cuotas, entendiéndose como tales cualquier pago derivado de una operación activa de crédito que deba efectuar el deudor en una fecha determinada, independientemente de los conceptos que comprenda (capital, intereses, capital e intereses o cualquier otro).
- Información comercial proveniente de centrales de riesgo como son data crédito, Procrédito.

Teniendo en cuenta lo anterior se definen como criterios mínimos para conceder un crédito los siguientes:

- Capacidad de pago: ingresos menos egresos del deudor.
- Capacidad de endeudamiento: bajo la variable nivel de endeudamiento total, la calidad y composición de los activos.
- Garantías, personales o reales.
- Información proveniente de las centrales de riesgos.

El Sistema de Inferencia Difuso, es implementado con el propósito de ayudar en la evaluación de créditos, de acuerdo con los criterios definidos que incorporan la percepción de los especialistas de créditos. El problema consiste en analizar algunas características de los usuarios para tomar la decisión de conceder o no el crédito, en el caso afirmativo, definir el monto a prestar, todo lo anterior con el fin de minimizar el riesgo crediticio y brindar este servicio financiero de una manera oportuna.

Para el desarrollo de este trabajo se le solicitó a la cooperativa la base de datos que sirvió para modelar el problema, y se consultó en la solicitud de crédito de cada uno las condiciones financieras en las cuales fueron otorgados los créditos. Así mismo se consultó la calificación crediticia, dada por las centrales de riesgo al momento del desembolso del crédito, y el comportamiento histórico crediticio dentro de la entidad.

La entidad bajo estudio cuenta con 932 asociados, que se clasifican de acuerdo con el nicho de mercado así: en un 43% jubilados, un 37.90% empleados y 19.10% personas naturales. Los dos

primeros realizan sus pagos vía descuento de nómina, y el último efectúa sus pagos por caja. Para el desarrollo del trabajo se tomó como muestra de evaluación crediticia al 19.10% de los créditos que se cancelan por caja, por ser ésta una muestra de la cual existe más información.

La base de datos facilitada para esta evaluación, contiene básicamente la identificación del usuario, ingresos, egresos, valor del préstamo otorgado, tasa de interés, plazo, antigüedad en la cooperativa y calificación crediticia dada por la central de riesgos, así como también los indicadores que se muestran a continuación:

Capacidad de pago:

Ingresos Totales – Egresos Totales

Capacidad de endeudamiento:

Pasivo Corriente
Activo Corriente

Estos índices, son un indicador de riesgo que asume la cooperativa en el eventual caso de deterioro de sus condiciones laborales. La evaluación de estos índices permite medir y evaluar la capacidad de solvencia de un solicitante de crédito con el fin de reducir el riesgo de no pago en un momento determinado.

5. DESARROLLO DEL SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSO

Con el propósito de minimizar el riesgo de contraparte se determinaron como indicadores principales para el otorgamiento de créditos la capacidad de pago, los aportes sociales, la antigüedad y la calificación crediticia, los cuales alimentarán el sistema de inferencia difuso como herramienta de evaluación para el otorgamiento del crédito.

A partir de la muestra de 178 solicitantes de crédito se obtiene la información con la cual es posible construir los histogramas, con el fin de determinar los rangos mínimos y máximos de las variables de entrada y salida, como se observará en las gráficas que se presentan más adelante. A partir de la definición de los conjuntos difusos

para cada una de las variables se determinará su ubicación en el rango, dividiendo el histograma en terciles o cuartiles según el número de conjuntos difusos definidos con base en la ayuda de expertos.

Después de calificar los cuatro aspectos mencionados, el sistema emitirá una evaluación de salida con la cual se espera obtener unos adecuados plazos y cupo crediticio que servirán de soporte al analista de crédito.

5.1 Variables de Entrada

5.1.1 Variable Lingüística Capacidad de Pago

La representación del histograma y los Conjuntos difusos de la Capacidad de Pago se puede apreciar en la Figura 4 y 5. Se define el rango de la variable con el valor Max y Min de la serie de datos, este se encuentra entre $U = [0 \text{ y } 1.200.000]$, obtenidos de la muestra de 178 solicitantes de crédito. Se definieron tres conjuntos difusos para calificar la capacidad de pago (Baja – Media – Alta), esto permite dividir la muestra en terciles (tres grupos de 60 datos aproximadamente) con lo cual es posible hallar la ubicación de los conjuntos difusos en el rango de la variable a partir del histograma de frecuencias acumuladas.

5.1.2 Variable lingüística Aportes Sociales

Los aportes sociales son acciones o inversiones que una persona natural o jurídica realizan en una entidad del sector solidario, los cuales son pagados cada mes por caja sobre la base del ingreso de los asociados. Estos son revalorizados cada año de acuerdo con los excedentes del ejercicio y sirven de apalancamiento para el otorgamiento del crédito.

Nuevamente la asignación de cada conjunto difuso a una variable específica, se asocia al histograma de frecuencias acumuladas representadas en las clases que varían de 0 a 12 (para este caso), en forma de terciles; a su vez, como la mayor concentración se encuentra en el segundo tercil, se establece su valor “medio” y de igual manera para los niveles “alto” “bajo”. Este

procedimiento es similar para todas las variables posteriores.

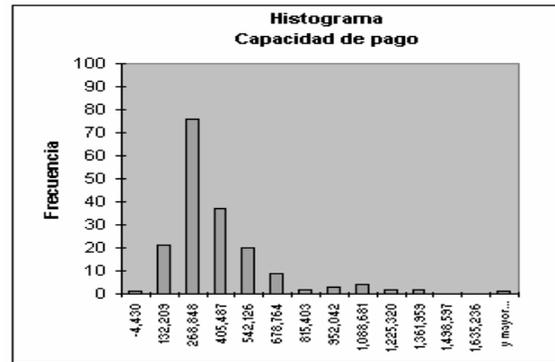


Figura 4. Histograma Capacidad de Pago.
Figure 4. Histogram to pay aptitude

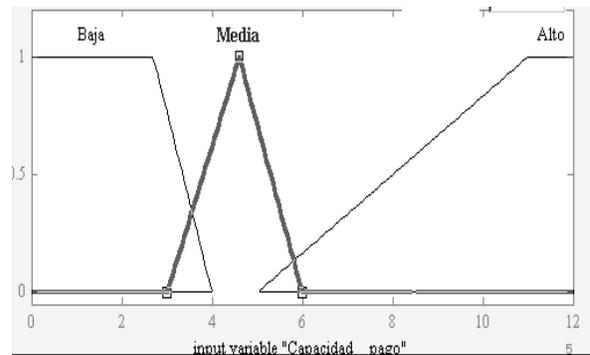


Figura 5. Función de Pertinencia Capacidad de pago.
Figure 5. Membership function to pay aptitude

La representación del histograma se puede observar en la figura 6. Según el histograma, el 58.99% de los datos está en niveles bajos, 24.16% en niveles medios y un 16.85% de los datos en niveles altos. La función de pertenencia correspondiente a esta variable se ilustra en la Figura 7.

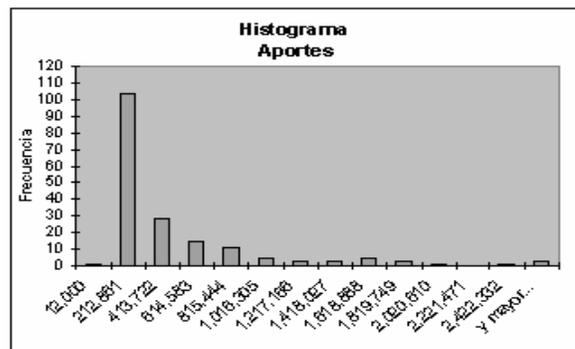


Figura 6. Histograma Aportes Sociales.
Figure 6. Histogram to social contribution

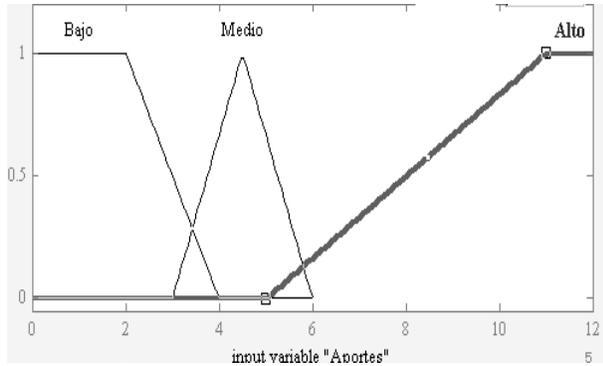


Figura 7. Función de Pertenencia Aportes Sociales.
Figure 7. Membership function to social contribution.

5.1.3 Variable Lingüística Antigüedad

La variable lingüística antigüedad nos indica el grado de fidelidad del asociado para utilizar los servicios de la entidad, siendo este un factor a tener en cuenta cuando algunos de los indicadores anteriores son bajos.

El análisis de los datos proporciona herramientas para afirmar que el 65.73% se encuentra en niveles bajos, 13.48% en niveles medios y 20.79% en niveles altos.

El rango en meses de la variable de entrada antigüedad esta entre $U = [0 \text{ y } 48]$. El histograma de frecuencia y la función de Pertenencia asociada a esta variable se ilustran en las Figuras 8 y 9.

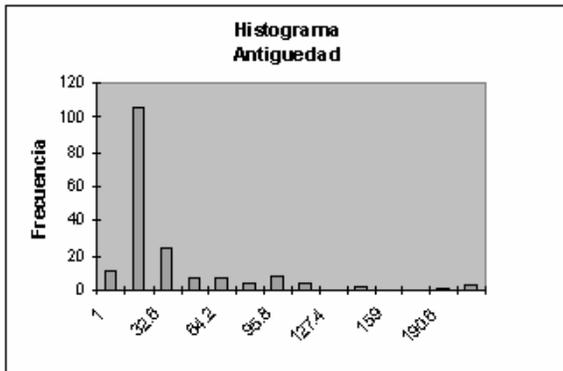


Figura 8. Histograma Antigüedad.
Figure 8. Histogram to antique

5.1.4 Variable Lingüística Calificación Crediticia

La circular básica contable y financiera 00013, año 2002, expedida por la Superintendencia de la Economía Solidaria indica que: “Para efectos de información, evaluación del riesgo crediticio, aplicación de normas contables y constitución de provisiones, entre otros, la cartera de crédito se clasificará en consumo, vivienda, microcrédito y comercial”. La resolución además indica que la calificación de los créditos se hará de acuerdo a las siguientes categorías:

- Categoría A o "riesgo normal".
- Categoría B o "riesgo aceptable, superior al normal".
- Categoría C o "riesgo apreciable".
- Categoría D o "riesgo significativo".
- Categoría E o "riesgo de incobrabilidad".

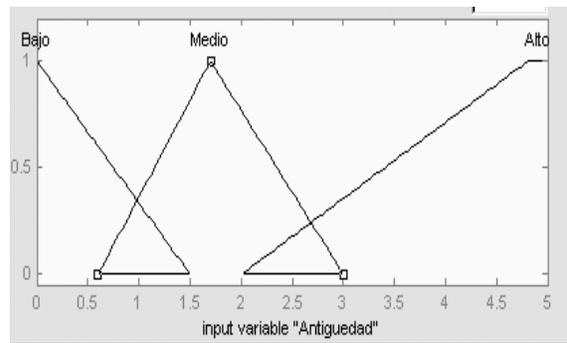


Figura 9. Función de pertenencia Antigüedad.
Figure 9. Membership function to antique

De acuerdo con la edad de vencimiento, la cartera se calificará, obligatoriamente, de la siguiente manera:

Tabla 1. Calificación de la cartera
Table 1. Qualification of portfolio

Categoría A	0-30 días
Categoría B	31- 60 días de mora
Categoría C	61-90 días de mora
Categoría D	91-180 días de mora
Categoría E	> 180 días de mora

A partir de los datos de la Tabla 1 se definieron los rangos a tener en cuenta para la construcción del modelo, lo cual se refleja en la gráfica de función de pertenencia “Calificación Crediticia” de la Figura 10. El rango de la variable de entrada calificación crediticia se definió entre $U = [0 \text{ y } 180]$.

Tabla 2. Rangos para la construcción del modelo
Table 2. Ranges for construction of model

Valor lingüístico	Valor Real
Alto	A Normal o bajo
Medio	B Riesgo aceptable
Medio bajo	C Riesgo apreciable
Bajo	D-E Riesgo significativo

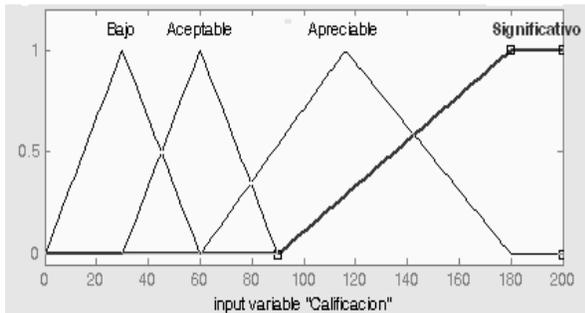


Figura 10. Función de Pertenencia Calificación Crediticia.

Figure 10. Membership function to credit qualify

5.2 Variables de salida

Teniendo en cuenta la información anterior, las variables de salida objeto del estudio son el cupo de crédito y el plazo, las cuales son el resultado de la combinación de las 4 variables anteriores. Esta evaluación permite conocer la solvencia del usuario teniendo en cuenta las variables de entrada y convirtiendo las salidas difusas a valores nítidos que se ajusten al reglamento de crédito. Los valores lingüísticos y las funciones de pertenencia para la variable de salida cupo y plazo de crédito se muestran a continuación.

5.2.1 Variable Lingüística Cupo de Crédito

El rango para la variable de salida cupo de crédito se encuentra entre $U = [0 \text{ y } 20.000.000]$. Este

rango fue definido por la gerencia de crédito de la entidad. La función de pertenencia correspondiente se observa en la figura 11. En la figura los conjuntos difusos son todos normales.

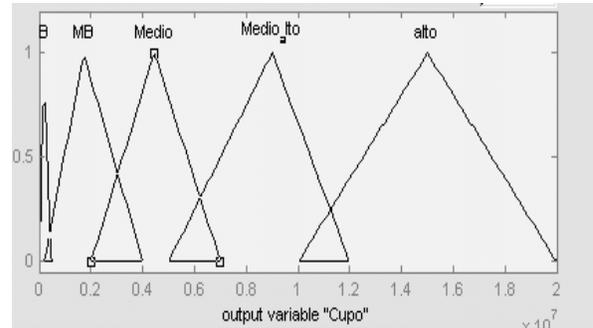


Figura 11. Función de Pertenencia Cupo de crédito.
Figure 11. membership function to credit quote

5.2.2 Variable Lingüística Plazo de Crédito

Es de suma importancia que el plazo otorgado sea el más adecuado tanto para el usuario como para cooperativa. Todo ello es establecido de acuerdo con el reglamento de crédito de la entidad.

El rango para la variable de salida “plazo de crédito” está entre $[0 \text{ y } 48]$ meses. En la Figura 12 se puede apreciar la representación de los conjuntos difusos.

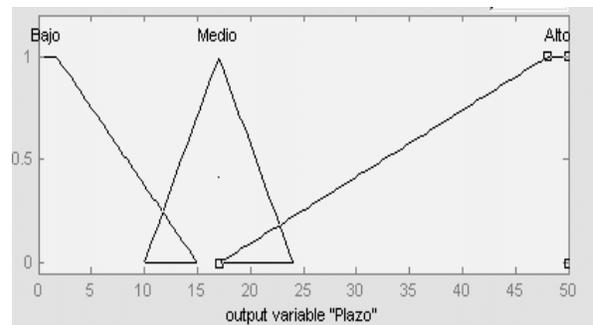


Figura 12. Función de Pertenencia Plazo
Figure 12. membership function to term

6. SISTEMA DE INFERENCIA

Los conjuntos difusos para las variables de entrada y salida definen el modelo completo, el cual puede verse en la Figura 13.

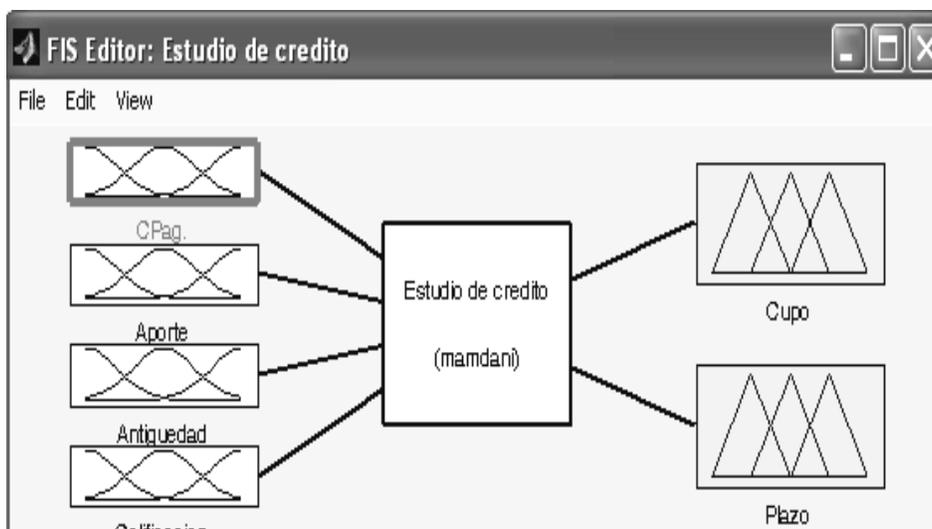


Figura 13. Modelo completo de decisión.
Figure 13. Complete model of decision

El sistema de inferencia difuso permite sacar conclusiones a partir de valores dados a las variables de entrada; sin embargo antes de proceder a esto, se debe construir la base de conocimiento que relaciona cada una de las variables de entrada con las variables de salida.

La base de conocimiento fue obtenida mediante criterio experto, es decir, se consultó a varios expertos sobre las relaciones de dichas variables y cómo éstas determinan el nivel del cupo y el plazo. La base de conocimiento se indica en la Tabla 3.

Tabla 3. Base de conocimiento
Table 3. system knowledge

	Calificación	Bajo	M.Bajo	Medio	Alto	Bajo	M.Bajo	Medio	Alto	Bajo	M.Bajo	Medio	Alto
	Antigüedad	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Medio	Medio	Medio	Medio	Alto	Alto	Alto	Alto
Capacidad Pago	Aportes												
Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Medio B	Medio B	Medio B
Bajo	Medio	Bajo	Bajo	Bajo	MedioB	Bajo	Bajo	MedioB	MedioB	Bajo	MedioB	MedioB	Medio
Bajo	Alto	Bajo	Bajo	MedioB	MedioB	Bajo	Bajo	MedioB	Medio	Bajo	MedioB	Medio	Medio A
Medio	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	Medio	Bajo	Bajo	MedioB	MedioB	Bajo	Medio B	Medio	Medio A
Medio	Medio	Bajo	Bajo	Medio	Medio	Bajo	Medio	Medio	Medio A	Bajo	Medio	Medio	Medio A
Medio	Alto	Bajo	Medio	MedioB	Medio	Bajo	Medio	Medio	Medio	Bajo	Medio B	Medio	Medio A
Alto	Bajo	Bajo	Bajo	MedioB	Medio	Bajo	Medio	Medio	Medio	Bajo	Medio B	Medio	Medio A
Alto	Medio	Bajo	Medio	MedioB	Medio	Bajo	Medio	Medio	Medio A	Bajo	Medio B	Medio	Medio A
Alto	Alto	MedioB	Medio B	Medio	Medio	Medio B	Medio B	Medio	Medio A	Bajo	Medio B	Alto	Alto

El Número de reglas está determinado por el Número de conjuntos difusos de cada variable, en nuestro caso $3 \times 3 \times 3 \times 4 = 108$ reglas del tipo IF – THEN (SI – ENTONCES).

Antes de proceder a aplicar el modelo para el apoyo a la toma de decisiones debe validarse teniendo en cuenta datos reales, con el fin de verificar la consistencia respecto a las decisiones de los expertos.

7. VALIDACIÓN DEL SISTEMA

Como se puede observar en el cuadro comparativo (Tabla 4), la asignación del cupo de crédito por parte del experto sólo concuerda en pocas ocasiones con el monto arrojado por el Sistema de Inferencia Difuso. Aún así, el modelo entrega información que da respuestas consistentes de acuerdo con el reglamento de crédito, indicando lo anterior que es conveniente la utilización del Modelo de Inferencia Difuso como una herramienta estandarizada y objetiva de apoyo al proceso de evaluación de crédito.

Los plazos arrojados por el sistema de inferencia difuso son mucho más congruentes con los autorizados por el experto, pero utilizando el modelo se pueden determinar plazos intermedios de acuerdo a los presentados por la cooperativa.

La combinación de un adecuado Sistema de Inferencia Difuso con el conocimiento adquirido por el experto en análisis de crédito, se convierte en una gran fortaleza para la cooperativa al

momento del otorgamiento del crédito, ya que el sistema siempre va a permitir tener una información adicional que está por fuera de otros modelos de evaluación crediticia y que el experto conoce. Por esto, la lógica difusa se perfila como una alternativa importante para el desarrollo de sistemas expertos que constituyen una verdadera herramienta de apoyo a los especialistas desarrollada de manera sencilla y considerando que el conocimiento previo de los expertos es una metodología que permite la minimización del riesgo de crédito

8. CONCLUSIONES

En la gestión de riesgos pueden adoptarse varios mecanismos preventivos que intentan disminuir la probabilidad de pérdida del capital. Dentro de los procesos preventivos que tienen el objetivo de evitar la asunción de riesgos por encima de la política de la empresa, se encuadran el análisis previo del cliente, el monitoreo y el control de riesgos, los informes comerciales, los sistemas de análisis financiero, el control de la deuda del cliente, los sistemas de control de límites de pérdidas.

Esto es, analizar y valorar las contingencias, cuantificando cuál se va a asumir con el cliente y qué valoración tiene el mismo, asignándose límites de riesgos. Muchos modelos de análisis de crédito tienen este objetivo.

Tabla 4. Cuadro Comparativo
Table 4. comparative table

Capacidad Pago	Aportes	Antigüedad Años	Calificación	Cupo por experto	Plazo por experto	Cupo SIF	Plazo FIS
280,062	822,182	5	A	1,500,000	15	10,000,000	25
978,125	88,618	1	A	10,000,000	42	4,490,000	17
413,75	12	3	A	4,000,000	36	2,040,000	17
174,084	129,587	8	A	500	12	2,020,000	17
1,033,594	160,753	2	A	7,000,000	42	4,490,000	17
751,875	200	1	B	2,000,000	22	3,560,000	17
1,090,175	800	1	B	8,000,000	42	3,560,000	17
244,531	84,805	2	B	4,000,000	36	240	5.46
830,313	1,288,260	4	C	2,000,000	22	7,550,000	35
877,333	683,516	3	A	5,000,000	36	15,000,000	35.9

Indudablemente, el uso de los sistemas inteligentes en aplicaciones financieras se extenderá considerablemente, pues se ha percibido una fuerte tendencia en esa dirección en los últimos años, con el advenimiento de varias conferencias especializadas, la formación de postgrados y la publicación de libros y revistas especializadas, corriente que en países desarrollados data de los años 90.

Es importante hacer notar que aunque los sistemas inteligentes suelen presentar varias ventajas con respecto a las técnicas tradicionales de programación lineal o de cálculo de series de tiempo para la toma de decisiones financieras, su uso no intenta reemplazar a los expertos humanos totalmente, sino más bien auxiliarlos para realizar más rápida y eficientemente su tarea.

La aplicación de un sistema de inferencia difuso es un mecanismo apropiado mediante el cual se puede abordar el tema de la evaluación de crédito de los usuarios de la cooperativa, ayudando a los evaluadores a tomar decisiones mucho más acertadas a la hora de determinar los montos y plazos adecuados para cada uno de los usuarios y observando las debilidades y fortalezas del cliente.

El sistema de inferencia difuso aplicado en el análisis de crédito es una alternativa para la evaluación crediticia, sin embargo en el diseño del sistema, una de las dificultades que existen se relaciona con la obtención de la base de conocimiento a partir de expertos y cómo evaluar su información. En este sentido el uso de los expertos es propuesto por Kauffman (1986), es una adecuada metodología del análisis de información de expertos. Otros estudios tratan el problema de manera diferente extrayendo reglas a partir de series de tiempo ya que en muchas ocasiones no existen los expertos que apoyen la construcción de la base de conocimiento.

REFERENCIAS

[1]BASILEA. Convergencia Internacional de medidas y normas de capital. Marco Revisado. Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. Junio 2004.

[2]JYH SHING. R, J, “Adaptive Network Based fuzzy Inference System” IEEE transactions on systems, Man and cybernetics, 665-685p.

[3]KANDEL, A. Fuzzy mathematical techniques with applications. Addison-Wesley Publishing Company, 1986.

[4]GIL LAFUENTE, Ana Maria. El análisis financiero en la incertidumbre. Ariel Economía. 1990

[5]LUGER, G.F. Artificial intelligence: Structures and strategies for complex problem solving. England: Addison Wesley, 2002.

[6]MEDINA, S., MORENO,J. Risk evaluation in Colombian electricity market using fuzzy logic, Energy Economics 29 (2007) 999–1009.

[7] SUPERINTENDENCIA DE ECONOMÍA SOLIDARIA. Circular externa 001 de marzo de 2002. “Gestión del Riesgo Crediticio”,2002.

[8]Superintendencia de Economía Solidaria. Circular Básica contable 07, 2002.

[9]URUETA, L., VALDÉS, H y CONTRERAS, J. En: La lógica difusa como apoyo a la enseñanza. Facultad Ingeniería Sistemas. Corporación Universitaria Rafael Núñez Cartagena, 2002.

[10]WATERMAN, D.A. A guide to expert systems. Addison-Wesley, 1986, 419p.

[11]ZADEH, L. A. y KACPRZYK, J. Fuzzy Logic for the Management of Uncertainty. New York: Wiley J, 1992, 676p.

[12] ZADEH, L.A. From Circuit theory to system theory. Proceedings of the Institute of Radio Engineers, 1962, 856-865p.