



Dyna

ISSN: 0012-7353

dyna@unalmed.edu.co

Universidad Nacional de Colombia

Colombia

Soto Camargo, Ana María; Medina Hurtado, Santiago

Desarrollo de un sistema de inferencia difuso para la evaluación de crédito por parte de una empresa prestadora de servicios

Dyna, vol. 71, núm. 143, noviembre, 2004, pp. 25-36

Universidad Nacional de Colombia

Medellín, Colombia

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=49614303>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

DESARROLLO DE UN SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSO PARA LA EVALUACIÓN DE CREDITO POR PARTE DE UNA EMPRESA PRESTADORA DE SERVICIOS

ANA MARÍA SOTO CAMARGO

*Ingeniera Administradora. Universidad Nacional de Colombia. Facultad de Minas. Sede Medellín.
amsotoc@unalmed.edu.co*

SANTIAGO MEDINA HURTADO

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

Recibido para revisar 23 de Marzo de 2003, aceptado 19 de Abril de 2004, versión final 19 de Abril de 2004

RESUMEN: En este estudio realizado en una firma prestadora de servicios, se utiliza un Sistema de Inferencia Difuso para evaluar la solvencia financiera de las compañías solicitantes de crédito. El sistema evalúa indicadores financieros de la firma solicitante y recomienda tanto el Monto como el Plazo de Crédito óptimo a otorgarle. Para la construcción del Sistema de Inferencia Difuso se contó con una base de datos de los clientes de la Compañía y la opinión de expertos. Datos reales son utilizados para constatar la aplicabilidad del Modelo. Para evaluar los solicitantes de crédito pueden utilizarse diferentes técnicas tales como Credit Scoring, Técnicas Estadísticas, Análisis Discriminantes o simplemente recurriendo a Juicios de Expertos, siendo esta última técnica muy subjetiva y realizada en la mayoría de empresas pequeñas y medianas.

PALABRAS CLAVES: Evaluación de Créditos, Sistema de Inferencia Difuso.

ABSTRACT: This study was accomplished on a service firm. This study uses a Fuzzy Inference System to evaluate the financial solvency of a company requesting a credit. The system evaluates financial indicators of the applicant company and recommends the optimal amount and term of the credit. In the construction of the Inference Systems a database of the customer of the firm and expert's opinions were used. Real facts are used to review for the Model applicability. To evaluate the credit applicants, it can use different techniques as Credit Scoring, Statistical techniques, Discriminating Analyses or resorting to Judgments of expert. The last technique is very subjective and it is used in the most of the small and medium enterprises.

KEYWORDS: Fuzzy inference system. Credits evaluation

1. INTRODUCCIÓN

Actualmente, la creciente necesidad de dar soluciones apropiadas a problemas de índole político, económico, social, administrativo, financiero, psicológico, etc., que parten de percepciones estrictamente humanas, y que como tal no cuentan con la suficiente información para aplicarse a modelos matemáticos convencionales, ha obligado a la búsqueda de modelos alternativos que

permitan llegar a cantidades binarias o numéricas 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 Lógica Formal o Clásica.

En la vida real existen hechos que no se pueden definir como totalmente verdaderos o totalmente falsos sino que tienen un grado de verdad, o falsedad, que puede variar de 0 a 1

[1]. La Lógica Clásica, o Lógica Bivaluada, no resulta adecuada cuando se trata de describir este tipo de razonamiento que excluye por completo una tercera posibilidad entre estos dos valores.

Precisamente dándole validez a esta concepción es que se presenta la Lógica Difusa, en la cual se utilizan conceptos relativos de la realidad, definiendo grados variables de pertenencia y siguiendo patrones de razonamiento similares a los del pensamiento humano [2].

La Lógica Difusa, que hoy en día se encuentra en constante evolución, nace en 1965 a partir de la publicación del artículo "Fuzzy Sets" escrito por Lofti Zadeh para la revista *Information and Control*, y podía considerarse como una extensión de la Lógica Bivaluada. La Lógica Difusa actualmente está relacionada y fundamentada en la teoría de los Conjuntos Difusos, según la cual, el grado de pertenencia de un elemento a un conjunto va a estar determinado por una función de pertenencia que puede tomar todos los valores reales comprendidos en el intervalo $(0, 1)$ [3].

De esta manera, mientras que en el marco rígido de la lógica formal un recipiente está vacío, dándole un valor de cero (0), o está lleno, dándole un valor de uno (1), para la lógica difusa son posibles también todas las condiciones intermedias del recipiente como "muy lleno", "relativamente lleno", "casi vacío", "ligeramente vacío", 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 imprecisos en la representación de un problema y aún así llegar a la solución correcta [2].

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" ó "verdadero" sino que pueden tomar condiciones intermedias para dar soluciones satisfactorias a los problemas presentados.

Uno de los retos más significativos a los que se enfrentan las instituciones actualmente es

el de la permanencia en el mercado, en donde la competencia se incrementa día a día y cada vez se vuelve más poderosa. En este sentido las instituciones se ven ante la necesidad de aumentar los niveles y volúmenes de crédito de sus clientes, sin ver afectado considerablemente sus indicadores de riesgo, para poder permanecer en el mercado y lograr su sostenibilidad.

Ante esta necesidad de las instituciones, se hace pertinente que la evaluación de los créditos a los clientes se realice de forma objetiva y eficiente, adaptándose a las características particulares de cada uno de ellos y muchas veces partiendo de información imprecisa e insuficiente, especificada tanto en términos cuantitativos como cualitativos. Aparece entonces la Lógica Difusa como una herramienta para hacerle frente a éste problema.

Según el artículo de Malhotra [4], la aplicación de modelos basados en Lógica Difusa, es una manera competitiva de abordar la evaluación de los créditos de los clientes, ya que permite extraer datos de forma práctica y, a través de las capacidades analíticas de los evaluadores, descubrir relaciones significativas entre ellos. Los modelos de Lógica Difusa son altamente flexibles, más tolerantes a imprecisiones en 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 se les puede modificar fácilmente dependiendo de la solución del problema que se requiera.

Cuando se cuenta con información imprecisa e insuficiente, como en el caso de la evaluación de créditos, 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 solución óptimamente. De ésta forma, una combinación entre un fuerte sistema de Lógica Difusa y la experiencia y conocimiento de los encargados de tomar decisiones es una excelente manera de obtener buenos resultados en la aplicación de créditos [5].

El objetivo de éste artículo es precisamente evaluar, por medio de la aplicación de un modelo de Lógica Difusa, la solvencia financiera de los solicitantes de crédito de una Compañía prestadora de Servicios de la ciudad de Medellín.

En un principio, se levantan indicadores financieros y de riesgo de los clientes, con base en el análisis de los Balances y Estados de Resultados suministrados por cada uno de ellos, para poder a partir de dichos estados construir un modelo de Lógica Difusa que permita evaluar su capacidad financiera y definir políticas de crédito en cuanto al monto y plazo adecuado para los préstamos que les otorgará la empresa.

Este artículo está dividido en 6 partes: En la Sección 2 se hace la descripción de los datos, se explica su origen y recolección, así como los índices que se construyen con ellos. En la Sección 3 se seleccionan los índices relevantes para la creación de un Sistema de Inferencia Difuso. La Sección 4 detalla las etapas que se siguen para la creación de un Sistema de Inferencia Difuso, desde la Fusificación de las variables, hasta la Desfusificación con sus respectivos resultados. En la Sección 5 se toma una muestra de clientes y se les aplica el Sistema de Inferencia Difuso para comparar los resultados con lo asignado por los expertos. Por último en la Sección 6 se presentan conclusiones acerca del trabajo realizado.

2. DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS

Para el levantamiento de la base de datos que sirve de soporte al modelo empleado en este artículo, se solicitó a los clientes de la Compañía, el envío de los estados financieros actualizados, para dar de ésta manera cumplimiento a los requerimientos del Departamento de Auditoria y crear a cada cliente la carpeta correspondiente con su respectiva información. Durante un lapso de tres meses se estuvo recibiendo y analizando la documentación enviada por los clientes y se crearon 116 carpetas, de las cuales solo 70 contenían la información necesaria para completar la base de datos.

La base de datos en general consta de unos plazos y montos tentativos para cada uno de

los 70 clientes y de ocho indicadores ó índices que se explican a continuación, con base en [6]:

1. Rotación de Cartera (R.CxC): Representa la longitud promedio de tiempo, en días, que la empresa debe esperar para recibir el pago después de hacer una venta.

$$R.CxC = \frac{\text{Cuentas por Cobrar}}{\text{Ventas Netas}} \times 360$$

2. Rotación Cuentas por Pagar (R.CxP): Proporciona el número de días que tarda la empresa solicitante en realizar los pagos a sus proveedores y los créditos a corto plazo.

$$R.CxP = \frac{\text{Cuentas por Pagar}}{\text{Costos de Ventas}} \times 360$$

3. Índice de Capacidad (I.C): Determina el porcentaje de los activos que está siendo financiado por los dueños del negocio.

$$I.C = \frac{\text{Total Patrimonio}}{\text{Total Activos}}$$

4. Índice de Endeudamiento (I.E): Determina el porcentaje de los activos que está siendo financiado por los acreedores.

$$I.E = \frac{\text{Total Pasivo}}{\text{Total Activos}}$$

En general los acreedores prefieren razones de endeudamiento moderadas, cuanto más baja sea la razón, mayor será el colchón contra las pérdidas de los acreedores en caso de una liquidación.

Tanto el Índice de Capacidad como el Índice de Endeudamiento proporcionan una medida del riesgo que corren los acreedores en caso de quiebra del negocio, y son indicadores complementarios entre si.

5. Índice de Liquidez (I.L): Proporciona una idea de la liquidez del solicitante, es decir, de su capacidad para respaldar cada peso de deuda que contrae una vez que realice los activos corrientes. Es uno de los índices que se utiliza con mayor frecuencia en relación

con la solvencia a corto plazo, puesto que indica la medida en la cual los derechos de los acreedores a corto plazo están siendo cubiertos por activos que se espera se conviertan en efectivo en un periodo aproximadamente correspondiente al vencimiento de los derechos.

$$I.L = \frac{\text{Activos Corrientes}}{\text{Pasivos Corrientes}}$$

6. Prueba Ácida (P.A): Se calcula deduciendo los inventarios de los Activos Corrientes, pues éstos suelen ser los menos líquido de los activos circulantes de una empresa y los activos sobre los cuales es más probable que ocurran las pérdidas en el caso de una liquidación. Proporciona una idea de la liquidez inmediata del solicitante, sin necesidad de realizar sus inventarios.

$$P.A = \frac{\text{Activos Corrientes} - \text{Inventarios}}{\text{Pasivos Corrientes}}$$

7. Margen de Utilidad Operativa (M.O): Determina si la operación de la compañía solicitante es rentable ó no. Representa el porcentaje de utilidad operativa por cada peso de venta.

$$M.O = \frac{\text{Utilidad Operativa}}{\text{Ventas}}$$

8. Pasivo Corriente / Ventas (P/V): Indica en que proporción las obligaciones de corto plazo son cubiertas por el total de ventas. Es un indicador del riesgo de cubrir las obligaciones a corto plazo.

El encargado de otorgar los créditos (el experto) tiene para éstos indicadores unos rangos establecidos que le proporcionan una idea de la capacidad que tiene un solicitante para cumplir con las obligaciones adquiridas a la hora de acceder a un crédito. Posteriormente estos rangos van a ser utilizados para determinar las escalas de evaluación en la construcción de los conjuntos difusos de las funciones de membresía o pertenencia.

3. ANÁLISIS DE DATOS

Para escoger los indicadores que se emplearán en el desarrollo del Sistema de Inferencia Difuso (FIS), se tiene en cuenta la información suministrada por la base de datos de los clientes de la Compañía que resulte relevante para la determinación de los montos de crédito y plazos adecuados para los clientes. Para tal fin, se calcula la matriz de correlación de las variables (indicadores) y se seleccionan aquellos indicadores cuyas correlaciones sean significativas o que tengan un Valor $P < 0.05$. Las correlaciones que resultan significativas son las mostradas en la Tabla 1.

Por medio del análisis de estas correlaciones y teniendo en cuenta la información consignada en la base de datos, se decidió trabajar con los indicadores: Margen Operativo (M.O), Índice de Liquidez (I.L), Índice de Endeudamiento (I.E) y Rotación de Cuentas por Pagar (R.CxP), debido a que los otros indicadores pueden estar suministrando información redundante y que poco aportan a la solución del problema.

El M.O proporciona información acerca de la operación real de la empresa solicitante de crédito y es el que le da respaldo a la compañía.

El I.L y el I.E resultan ser importantes a la hora de otorgar un crédito, pues ambos van a estar arrojando información de la capacidad de pago de la compañía solicitante, así mismo su correlación negativa indica que a mayores niveles de endeudamiento, menor va a ser la liquidez y viceversa. Como prestamistas se busca que la liquidez sea óptima y al mismo tiempo los niveles de endeudamiento sean bajos ó moderados.

La R.CxP van a proporcionar una medida de la cantidad de veces que durante un periodo está la empresa solicitante en capacidad de pagar sus deudas a corto plazo.

Bajo estos 4 indicadores se construye el Sistema De Inferencia Difuso para obtener los montos de crédito y los plazos óptimos para cada uno de los clientes de la Compañía.

Tabla 1. Correlaciones

Índice	Índice	Correlación
P/V	M.O	0.6137
R.CxC	I.L	0.4072
R.CxP	I.E	0.2706
I.E	I.L	-0.3661

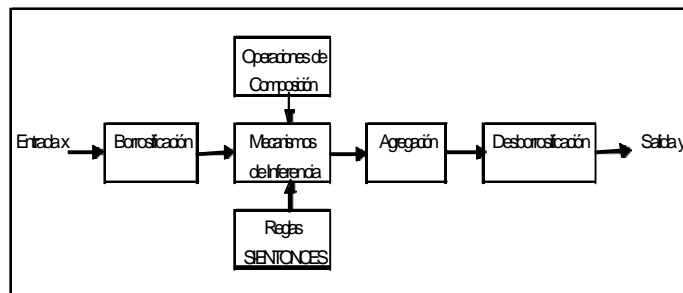
4. SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSO (FIS)

Los Sistemas de Inferencia Difuso [7] son una forma de representar conocimientos y

datos inexactos en forma similar a como lo hace el pensamiento humano. 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.

4.1 ETAPAS DEL DESARROLLO DE UN FIS [9]

Las etapas que constituyen el desarrollo de un Sistema de Inferencia Difuso se muestran en la Figura 1. y se explican una a una en las secciones siguientes.

**Figura 1.** Etapas del desarrollo de un FIS

4.1.1. Proceso de Borrosificación o Fusificación [7]

En esta primera etapa se definen las variables lingüísticas, tanto de entrada como de salida, sus valores lingüísticos y sus funciones de pertenencia.

Las variables lingüísticas son variables que pueden tomar valores ambiguos, inexactos o poco claros. Los valores lingüísticos son los valores que puede tomar una variable lingüística. Las funciones de pertenencia son el valor numérico en que se expresan los valores lingüísticos.

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

Sea: X el universo de discusión

x un elemento cualquiera de X

$A \subset X$ colección de elementos x pertenecientes a X

Entonces la función de pertenencia A , puede ser representada por los pares ordenados $(x, 0)$ ó $(x, 1)$, indicando la no pertenencia o la

pertenencia de x al conjunto A respectivamente.

Así [8]: 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 $\mu_A(x)$ es llamado la 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, y las más frecuentemente utilizadas son la Triangular, Trapezoidal, Gausiana, Sigmoidal y Generalizada de Bell, estas se escogen según la descripción de los conjuntos difusos, con el fin de conseguir una adecuada correspondencia entre los espacios de entrada y salida de un sistema, al mismo tiempo que la forma de asignar dichas correspondencias obedecen a formas específicas de las funciones de pertenencia.

Para la Compañía otorgante de crédito, se construyeron las funciones de pertenencia que se muestran en la Tabla 2, determinando sus valores lingüísticos y sus parámetros a partir de la base de datos y utilizando el programa MatLab 6.5. Así mismo las Figuras 2, 3, 4 y 5 muestran gráficamente dichas funciones.

Todas las variables anteriores constituyen las variables de entrada del Sistema, las cuales se programan para dar origen a la variable de salida, que para este caso es el Monto de Crédito (Figura 6). Para generar los Plazo de Crédito (Figura 7) de los clientes, como otra variable de salida, se construye un sistema similar teniendo en cuenta solo las variables de entrada Índice de Liquidez e Índice de Endeudamiento, explicadas en las Figuras 3 y 4 respectivamente. Los valores lingüísticos y las funciones de pertenencia para las variables de salida se muestran en la Tabla 3.

4.1.2 Reglas Difusas SI-Entonces [9]

Estas reglas especifican la relación entre las entradas y las salidas del conjunto borroso. Las relaciones difusas determinan el grado de presencia ó ausencia de asociación ó

interacción entre los elementos de 2 ó más conjuntos.

La regla SI-ENTONCES, asume la forma “si x es A , entonces y es B ”, donde la parte de la regla “ x es A ” es llamada el antecedente o premisa y la parte “ y es B ” es llamada el consecuente o conclusión. Para la interpretación de la regla se evalúa el antecedente, lo cual implica la fusificación de las entradas y la aplicación de algún operador difuso (operaciones de composición), y posteriormente se aplica el resultado del antecedente al consecuente mediante la evaluación de la función de membresía.

Las operaciones de composición básicas de los conjuntos difusos son [8] la Unión, la Intersección, la Complementación, Producto Cartesiano y Co-producto Cartesiano, las cuales están definidas sobre las funciones de pertenencia de los conjuntos difusos.

Las reglas SI-ENTONCES construidas para las variables de salida, Monto de Crédito y Plazo de Crédito, del sistema trabajado son las que se muestran en las Tabla 4 y 5 respectivamente.

Tabla 2. Variables de Entrada: Valores Lingüísticos - Funciones de Pertenencia

Variable Lingüística	Valor Lingüístico	Función Pertenencia	Parámetros
Margen Operativo	Bajo	Trapezoidal	(-30 -30 0 5)
	Medio	Triangular	(0 15 30)
	Alto	Trapezoidal	(20 30 50 50)
Índice de Liquidez	Bajo	Triangular	(0 0 1)
	Medio	Triangular	(0.8 1.6 2.4)
	Alto	Trapezoidal	(2 3 4 4)
Índice de Endeudamiento	Bajo	Triangular	(0 0.3 0.5)
	Medio	Triangular	(0.3 0.5 0.7)
	Alto	Trapezoidal	(0.5 0.7 1 1)
Rotación CxP	Alto	Triangular	(0 0 30)
	Medio	Triangular	(20 45 70)
	Bajo	Trapezoidal	(60 90 90 90)

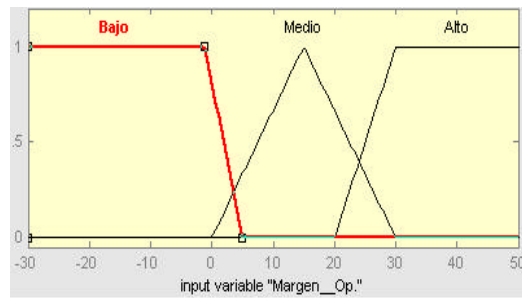


Figura 2. Función de Pertenencia M.O

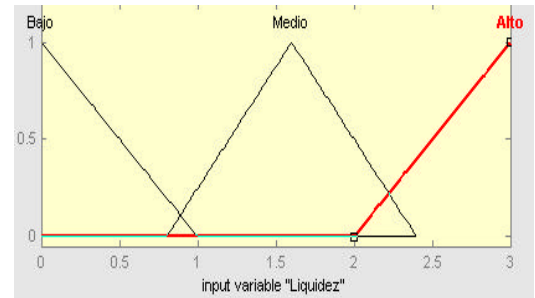


Figura 3. Función de Pertenencia I.L.

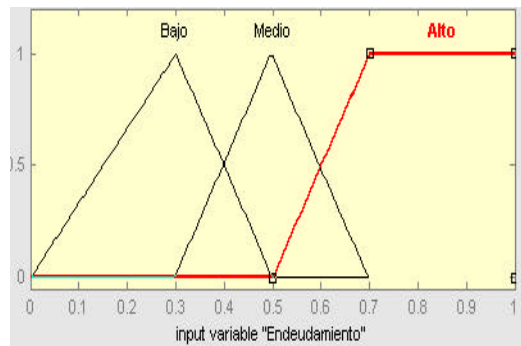


Figura 4. Función de Pertenencia I.E

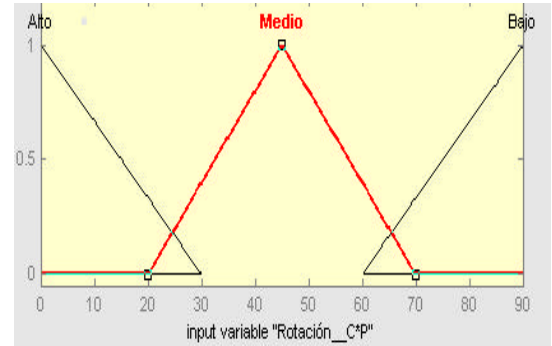


Figura 5. Función de Pertenencia R.CxP

Tabla 3. Variables de Salida: Valores Lingüísticos - Funciones de Pertenencia

Variable Lingüística	Valor Lingüístico	Función Pertenencia	Parámetros
Monto de Crédito	Cero	Triangular	(0 0 0)
	2 Millones	Triangular	(2 2 2)
	3 Millones	Triangular	(3 3 3)
	5 Millones	Triangular	(5 5 5)
	7 Millones	Triangular	(7 7 7)
	10 Millones	Triangular	(10 10 10)
	12 Millones	Triangular	(12 12 12)
	15 Millones	Triangular	(15 15 15)
	18 Millones	Triangular	(18 18 18)
	20 Millones	Triangular	(20 20 20)
Plazo de Crédito	30 Millones	Triangular	(30 30 30)
	50 Millones	Triangular	(50 50 50)
	Cero días	Triangular	(0 0 0)
	30 días	Triangular	(30 30 30)
	60 días	Triangular	(60 60 60)

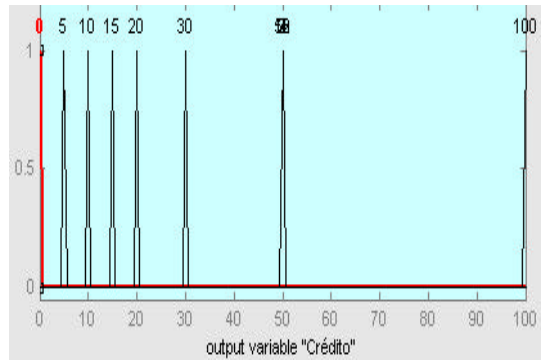


Figura 6. Función de Pertenencia Monto Crédito

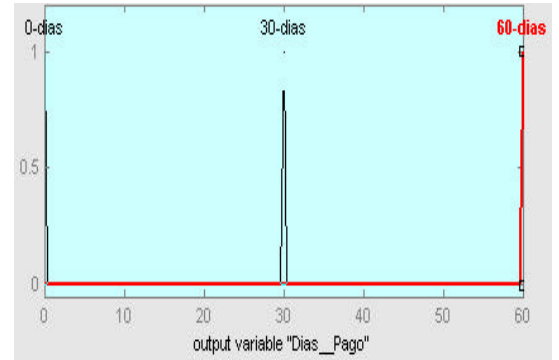


Figura 7. Función de Pertenencia Plazo Crédito

Tabla 4. Reglas: Monto de Crédito

	M.O	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Medio	Alto
	I.L	Bajo	Bajo	Bajo	Medio	Medio	Medio	Alto	Alto	Alto
I.E	CxP									
Alto	Bajo	0	2	3	2	3	5	3	5	7
Medio	Bajo	2	3	5	3	5	7	5	7	10
Bajo	Bajo	3	5	7	5	7	10	7	10	12
Alto	Medio	5	7	10	7	10	12	10	12	15
Medio	Medio	7	10	12	10	12	15	12	15	18
Bajo	Medio	10	12	15	12	15	18	15	18	20
Alto	Alto	12	15	18	15	18	20	18	20	30
Medio	Alto	15	18	20	18	20	30	20	30	50
Bajo	Alto	18	20	30	20	30	50	30	50	100

Tabla 5. Reglas: Plazos de Crédito

I. L	Bajo	Medio	Alto
CxP			
Alto	30	30	30
Medio	60	30	60
Bajo	0	60	0

4.1.3 Mecanismos de Inferencia (Razonamiento Aproximado) [7]

El Razonamiento Aproximado es un procedimiento de inferencia usado para derivar conclusiones desde un conjunto de reglas difusas tipo SI-ENTONCES y uno ó más datos de entrada, utilizando la Composición Max-Min o la Composición Max-Producto. La Figura 8 muestra como queda constituido el FIS para el Monto de

Crédito y la Figura 9 lo muestra para los Plazos.

4.1.4 Agregación [9]

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. Las salidas del proceso de agregación es un

conjunto difuso para cada una de las variables de salida definidas.

Estas variables de salida se pueden visualizar por medio de unas superficies que muestran la distribución espacial de las variables y la correspondencia entre ellas. La superficie mostrada en la Figura 10 corresponde a la distribución del Margen Operativo y la Liquidez y su relación con el Crédito, en ella se puede ver como a medida que el Margen Operativo y la Liquidez aumentan, también lo hace el Monto de Crédito, y no otorga crédito

cuando el Margen Operativo es negativo y cuando la Liquidez es menor que 1. La Figura 11 muestra la relación entre el Endeudamiento y la Rotación de CxP con el Crédito de tal forma que para un I.E mayor que 70 y una R.CxP mayor de 80 no otorga Crédito y a medida que la R.CxP y el I.E disminuyen, el Monto de Crédito va aumentando.

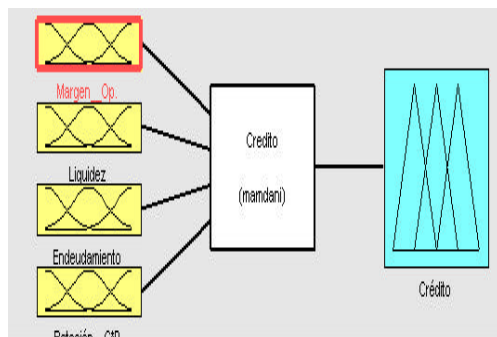


Figura 8. FIS para Monto de Crédito

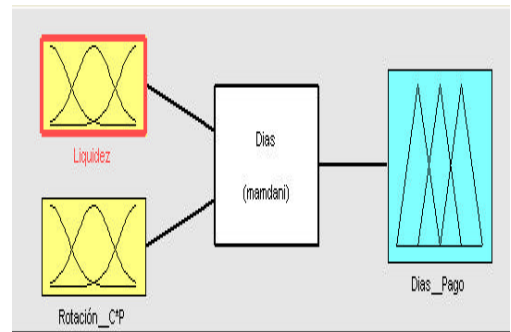


Figura 9. FIS para Plazo de Crédito

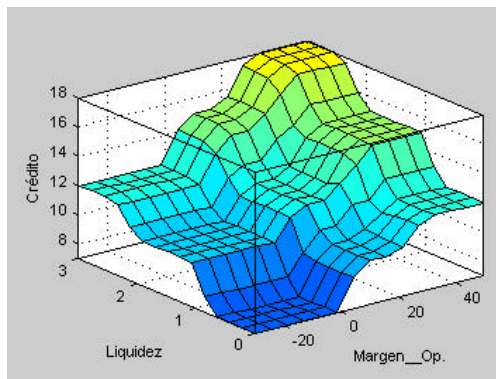


Figura 10. Superficie de Crédito vs I.L – M.O

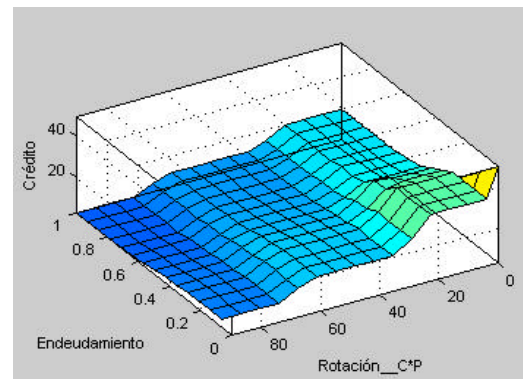


Figura 11. Superficie de Crédito vs I.E – R.CxP

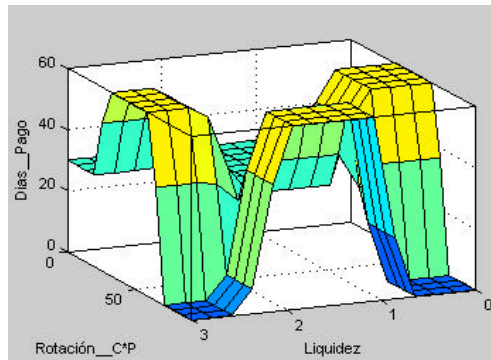


Figura 12. Superficie de Plazos vs R.CxP – I.L

La Figura 12 muestra la superficie que relaciona los Plazos de Crédito con la R.CxP y el I.L., en donde para I.L. menores que 0.8 ó mayores que 2.4 y con R.CxP mayores que 70 el pago del crédito debe hacerse de contado, pues se otorgan cero días de plazo, de igual forma se puede observar como para I.L. entre 1 y 2 se tienen Plazos de Crédito de 30 y 60 días para R.CxP inferiores a 30 y a 60 días respectivamente.

4.1.5 Proceso de Desborrosificación ó Defusificación [7]

En ésta última etapa se obtiene un valor exacto ò nítido del conjunto difuso. La entrada del proceso de desborrosificación es la salida del proceso de agregación y la salida de la desborrosificación es un valor exacto que proporciona la solución del sistema planteado. Entre los métodos de defusificación se encuentran: Centroide, Bisectriz, Media de los máximos, Más pequeño de los máximos y Más grande de los máximos.

El Proceso de Desborrosificación de las variables planteadas para el problema se muestra en las Figuras 13 y 14, en estas figuras se presenta un esquema que permite ingresar los valores de las variables de

entrada y automáticamente entrega la solución adecuada para la respectiva variable de salida. De esta manera, para determinar el Monto de Crédito basta con ingresar los indicadores de M.O, I.L, I.E y R.CxP y para obtener el Plazo de Crédito se ingresan únicamente los correspondientes a I.L y R.CxP.

Así, se puede determinar que para un I.L. de 1.5 y una R.CxP de 45 días, se tiene que el Plazo del Crédito para ese cliente es de 30 días y un Monto de Crédito de \$12'000.000 sería el adecuado si se tiene un M.O del 12% y un I.E del 50%. Todos estos valores se pueden modificar según los indicadores construidos a partir de la información financiera de cada cliente, y basta con colocarlos en la casilla "input" para que el programa arroje la salida adecuada.

5. VERIFICACIÓN DE LOS DATOS

Con el ánimo de determinar que tan similarmente se están otorgando créditos por parte de la Compañía en relación con los valores emitidos por el sistema, se presentan los valores de Crédito y Plazo para algunos de los clientes de forma comparativa en la Tabla 6.

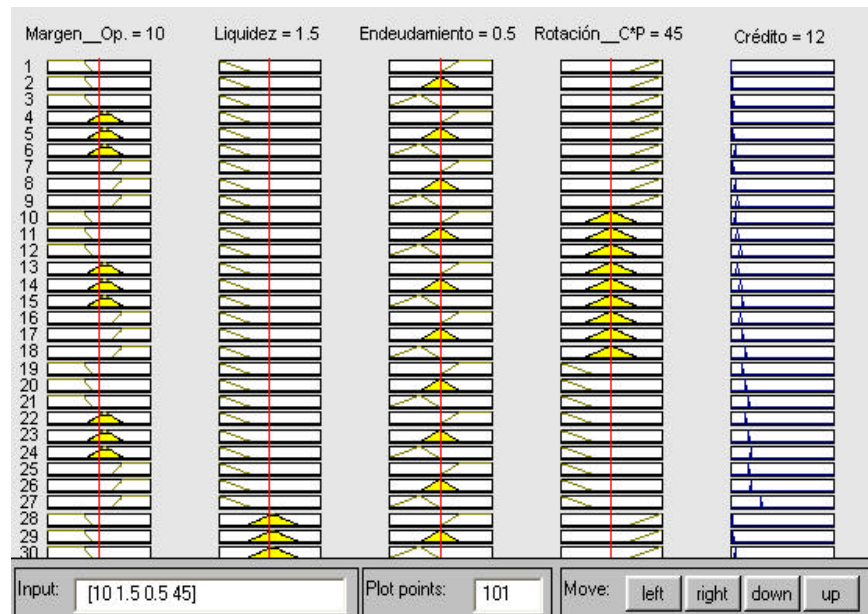


Figura 13. Solución Monto de Crédito

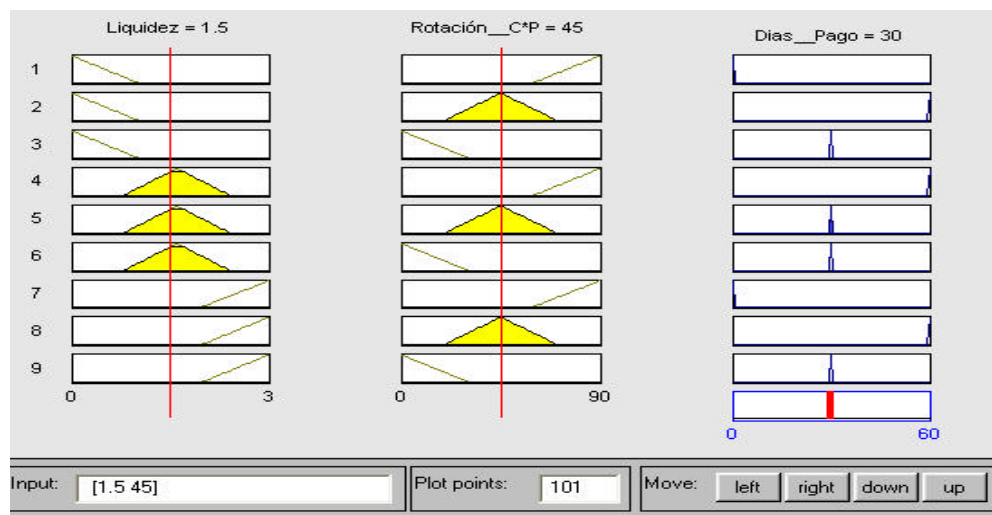


Figura 14. Solución Plazo de Crédito

Tabla 6. Valores comparativos de Monto de Crédito y Plazo.

Cliente	M.O (%)	I.L.(%)	LE	R.CxP	Crédito Asig.	Crédito FIS	Plazo Asig	Plazo FIS
1	-0.78	1.08	0.76	4	20.000.000	15.000.000	30	30
2	10.49	2.24	0.25	29	50.000.000	18.300.000	30	46.4
3	10.73	2.11	0.34	22	200.000.000	25.800.000	60	36.9
4	0.13	1.36	0.50	32	50.000.000	10.000.000	30	30
5	24.84	3.59	0.29	29	20.000.000	23.900.000	60	57.5
6	11.01	1.24	0.71	94	10.000.000	3.000.000	30	60
7	5.80	1.47	0.55	160	5.000.000	4.200.000	30	60
8	4.52	5.46	0.48	65	5.000.000	11.500.000	30	32.7
9	-0.37	1.35	0.85	18	20.000.000	15.000.000	30	30
10	10.25	1.1	0.40	83	100.000.000	6.000.000	60	60
11	-5.07	0.65	0.29	105	5.000.000	3.000.000	30	0
12	0.27	1.51	0.54	11	5.000.000	17.300.000	30	30
13	7.51	4.73	0.27	11	20.000.000	50.000.000	45	30
14	-10.28	1.87	0.70	29	50.000.000	7.700.000	30	30
15	4.33	2.98	0.46	18	50.000.000	34.900.000	30	30
16	9.14	1.46	0.78	289	10.000.000	3.000.000	30	60
17	1.15	0.46	0.55	84	2.000.000	1.500.000	30	0
18	14.23	1.27	0.51	138	50.000.000	4.800.000	90	60
19	24.03	2.66	0.12	84	5.000.000	11.000.000	30	0
20	21.98	1.81	0.43	70	100.000.000	6.900.000	30	60
21	2.12	1.18	0.45	15	100.000.000	20.600.000	30	30
22	4.70	2.55	0.18	300	5.000.000	9.600.000	30	0
23	-27.75	2.23	0.18	120	20.000.000	6.000.000	30	28.8
24	7.24	2.09	0.36	40	5.000.000	14.200.000	30	35.7
25	-6.49	1.13	0.91	157	100.000.000	2.000.000	60	60

6. CONCLUSIONES

Como se puede observar del cuadro comparativo, la asignación de crédito por parte del experto solo en pocas ocasiones concuerda con el Monto de Crédito arrojado por el FIS, de esta manera resulta adecuada la utilización del Modelo como una herramienta de apoyo en el momento de asignar dichos montos, dándole a las decisiones un respaldo mucho más objetivo y estandarizado, y logrando uniformidad en los criterios de asignación.

Por otro lado, los plazos de crédito asignados por el experto y los asignados por el modelo son mucho más congruentes, sin embargo, la utilización del modelo proporcionaría mucha más imparcialidad a dicha asignación.

Cabe resaltar que la combinación de un adecuado sistema de inferencia difusa con el conocimiento adquirido a lo largo del tiempo por los expertos, constituyen una gran fortaleza para cualquier compañía a la hora de realizar evaluación y asignación de crédito, puesto que existen factores externos al sistema que proporcionan información adicional para la evaluación de un aplicante y que son de conocimiento del experto o de difícil interpretación por parte del sistema. De esta manera la Lógica Difusa se perfila como una alternativa importante para el desarrollo de sistemas expertos que constituyan una verdadera herramienta de apoyo a los especialistas.

La aplicación de un Sistema de Inferencia Borrosa es un mecanismo apropiado mediante el cual se puede abordar el tema de la evaluación de crédito de los clientes, y ayuda a los evaluadores de créditos a tomar decisiones mucho más acertadas a la hora de determinar los Montos y los Plazos adecuados para cada uno de los aspirantes. Al mismo tiempo, permite rápidamente determinar si una solicitud de crédito debe ser aceptada o rechazada.

El modelo aplicado en este artículo es de fácil manejo y aplicación, presenta de forma clara y rápida los resultados de los cálculos programados y puede reprogramarse rápidamente según las necesidades requeridas en un momento determinado, permitiendo en

un futuro modificar las reglas bases para adaptarse a los requerimientos de la Compañía.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] URUETA, L., VALDEZ, H. y CONTRERAS, J. La Lógica Difusa como apoyo a la enseñanza. Facultad Ingeniería Sistemas. Corporación Universitaria Rafael Núñez Cartagena - Colombia. 2002. <http://espejos.unesco.org.uy/simplac2002/ponencias/inforedu/IE005%20Juan%20Antonio%20Contreras%20Montes.doc> (Oct. 22 de 2003).
- [2] Introducción y Conceptos Básicos de Lógica Difusa (Parte I). <http://tesla.cuao.edu.co/proyectos/ic/fuzzyintro.html> (Oct. 22 de 2003).
- [3] ¿Qué es Lógica Difusa? <http://www.lsi.us.es/~joaquinp/doc/fuzzy.html> (Oct. 22 de 2003).
- [4] MALHOTRA, R. y MALHOTRA D.K., Differentiating between good and bad credits using neuro-fuzzy systems. *En: European Journal of Operational Research* 136. p.190-211. (2002).
- [5] FACCHINETTI, G., COSMA, S., MASTROLEO, G. y FERRETTI, R. A fuzzy credit rating approach for small firm creditworthiness evaluation in bank lending. (2001).
- [6] WESTON, J.F. y COPELAND, T.E. Manual de Administración Financiera . 3ra ed. Bogotá: Mc Graw-Hill, 1994. 286p.
- [7] MEDINA, S. Predicción de la Demanda de Energía Mediante un Sistema de Inferencia Borrosa Neuronal. Universidad Complutense de Madrid. Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales. Madrid. 2002-2003. 63p.
- [8] JANG, J., MIZUTANI, E. y SUN, C. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. Estados Unidos: Prentice Hall, 1997. 600p.
- [9] KULKARNI, A. Computer Vision and Fuzzy-Neuronal Systems. Prentice Hall, 2001.
- [10] KASABOV, N. Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems and Knowledge Engineering. Estados Unidos: The MIT Press. 1998.