

**UNIVERSIDAD DE LOS ANDES  
FACULTAD DE INGENIERIA  
ESCUELA DE SISTEMAS  
DEPARTAMENTO DE INVESTIGACION DE OPERACIONES**

**“Uso de las Técnicas de Preprocesamiento de Datos e  
Inteligencia Artificial (Lógica Difusa) en la  
Clasificación/Predicción del Riesgo Bancario”**

**Caso de Estudio: La Banca Comercial**

Por: Carlos Martínez

Proyecto presentado ante la ilustre Universidad de Los Andes como requisito  
final para optar al título de Ingeniero de Sistemas

Tutor:  
Prof. Gerardo Colmenares

Cotutor:  
Prof. Felipe Pachano

Mérida, Mayo 2007

*A YURAIMA.....*  
*A ELLA DEBO TODO LO QUE SOY Y LO QUE SERÉ*

## ***AGRADECIMIENTOS***

Con la culminación de este proyecto veo cumplida una etapa. Ser Profesional. Sin embargo, es importante destacar a todas aquellas personas e instituciones que contribuyeron y permitieron alcanzar esta meta. Ellas son:

**A MI MADRE, PADRE Y HERMANAS**, cada uno de ustedes representa una fuente de conocimientos exclusiva, aquella que va más allá de lo científico.

**A RENATA**, por tu incomparable e incondicional apoyo. Te Amo.

**A RUBO, IVON, LUBYS, PEDRO, DOÑA CHEPA, Sr. RODRIGO y Sra. DALYS.**  
Por toda la ayuda brindada a lo largo de este período. Muchas Gracias.

**A TODOS LOS PROFESORES Y AMIGOS**, gracias por compartir conmigo todo sus conocimientos y esfuerzos: Prof. Gerardo Colmenares, Prof. Felipe Pachano, Prof. Sebastián Medina, Prof. Ruth Guillén, Prof. Alexis Melo, Iraima Meléndez, Marisol Rojas, Yudith, Omaira, Berenice, Kike, Mélida, Jesús Dos Santos y Genderson Gamboa.

**AL CDCHT**, por ser una institución indispensable para el desarrollo de investigaciones científicas a través de los recursos brindados al estudiante. Gracias por la ayuda otorgada en la realización de este proyecto.

## Resumen

La presente investigación tiene como propósito mostrar el procedimiento utilizado para la determinación y clasificación del Riesgo Financiero y sus componentes (Crédito, Operacional y Liquidez) a través de los resultados obtenidos por los modelos difusos de calificación de los aspectos bancarios: Capital, Activos, Gestión Administrativa, Ganancias y Liquidez. Los modelos fueron construidos usando la técnica de clasificación difusa “subtractive clustering” y la metodología de calificación de aspectos bancarios CAMEL. Como datos de entrada se emplearon un conjunto de Razones Financieras estimadas a partir de la información mensual contenida en los Balances de Publicación y Estados de Resultados provenientes de los bancos comerciales y universales venezolanos entre los años 1996 y 2004. Previo a la construcción de los modelos, las razones fueron analizadas a través del uso de técnicas de preprocesamiento de datos. Finalmente, se debe resaltar que los altos porcentajes de acierto en la clasificación del Riesgo Financiero con respecto a CAMEL obtenidos con el método propuesto y el bajo costo del error, demuestran la efectividad de la técnica basada en clasificación difusa.

**Palabras Claves:** Riesgo Financiero, Lógica Difusa, Clasificación Difusa, Metodología CAMEL, Preprocesamiento de Datos.

## Índice General

	Pp.
Dedicatoria	
Agradecimientos	
Resumen.....	i
Índice General.....	ii
Lista de Tablas.....	vi
Lista de Gráficos.....	vii
Introducción.....	1
<b>Capítulo I Riesgo Bancario e Inteligencia Artificial</b>	
1.1 Consideraciones Generales.....	3
1.2 Planteamiento del Problema.....	3
1.3 Formulación del Problema.....	6
1.4 Objetivos de la Investigación	
1.4.1 Objetivo General.....	7
1.4.2 Objetivos Específicos.....	7
1.5 Justificación de la Investigación.....	7
1.6 Importancia de la Investigación.....	8
1.7 Alcances y Limitaciones de la Investigación.....	8
<b>Capítulo II Marco Referencial</b>	
2.1 Consideraciones Generales.....	9
2.2 Términos Bancarios Básicos	
2.2.1 Definición Banco y Banca.....	10
2.2.2 Captación y Colocación.....	10
2.2.3 Clases de Banco.....	11
2.3 Riesgo Bancario y su Clasificación.....	11
2.4 Estados Financieros.....	12
2.5 Organismos y Acuerdos Reguladores del Riesgo Bancario.....	13
2.5.1 Acuerdo de Basilea I.....	13

2.5.2 Acuerdo de Basilea II.....	13
2.5.3 Importancia de los Acuerdos de Basilea.....	13
2.5.4 Aplicación de los Acuerdos de Basilea en América Latina y Venezuela.....	14
2.6 Metodología CAMEL.....	14
2.7 Técnicas de Preprocesamiento de Datos	
2.7.1 Variables con Valores Faltantes.....	17
2.7.2 Variables con Valores Atípicos.....	18
2.7.3 Reducción del Número de Variables.....	18
2.7.4 Selección de las Observaciones para Entrenamiento.....	19
2.8 Aspectos Generales sobre Lógica Difusa	
2.8.1 Definición de Lógica Difusa.....	20
2.8.2 ¿Por qué usar Lógica Difusa?.....	21
2.9 Fundamentos de Lógica Difusa	
2.9.1 Conjuntos Difusos.....	22
2.9.2 Propiedades de un Conjunto Difuso.....	22
2.9.3 Funciones de Pertenencia.....	22
2.9.4 Tipos de Funciones de Pertenencia.....	23
2.9.5 Operadores Lógicos Difusos.....	24
2.10 Reglas Difusas.....	24
2.10.1 Evaluación de las Reglas Difusas.....	25
2.11 Sistemas de Inferencia Difusos.....	25
2.11.1 Funcionamiento de un Sistema de Inferencia Difuso.....	26
2.12 Modelado Difuso Tradicional y su Enfoque Alternativo.....	27
2.13 Clasificación Difusa.....	29
2.13.1 Algoritmo “Subtractive Clustering” para Clasificación Difusa.....	29
2.13.2 Uso del Algoritmo “Subtractive Clustering” en MATLAB.....	30
2.14 Técnica Adaptativa Neuro-Difusa ANFIS.....	31

2.14.1 Funcionamiento de ANFIS.....	31
2.15 Antecedentes de la Investigación.....	32
2.16 Definición de Conceptos.....	33
2.17 Sistema de Variables.....	34
<b>Capítulo III Marco Experimental</b>	
3.1 Consideraciones Generales.....	35
3.2 Pasos Seguidos en la Construcción de la Base de Datos de la Banca.....	35
3.2.1 Origen de los Datos.....	35
3.2.2 Revisión y Cálculo de las Razones Financieras.....	36
3.2.3 Razones Financieras Seleccionadas.....	37
3.3 Preprocesamiento de los Datos de la Banca	
3.3.1 Bancos que Presentaron Razones Financieras con Valores Faltantes.....	39
3.3.2 Bancos que Presentaron Razones Financieras con Valores Atípicos.....	39
3.3.3 Reducción del Número de Razones Financieras.....	39
3.3.4 Redefinición de las Variables de Entrada.....	40
3.3.5 Selección de las Observaciones para Entrenamiento y Prueba.....	40
3.4 Construcción de un Sistema de Calificación Basado en CAMEL.....	40
3.5 Construcción de los Modelos Difusos de Calificación.....	42
3.6 Escogencia del Radio para los Modelos Difusos de Calificación.....	43
3.7 Procedimiento para la Determinar del Riesgo Financiero.....	43
3.8 Construcción de las Escalas de Clasificación de Riesgo.....	44
<b>Capítulo IV Resultados y Análisis Realizados</b>	
4.1 Consideraciones Generales.....	46
4.2 Bancos que Presentaron Razones Financieras con Valores Faltantes.....	46

4.3 Bancos que presentaron Razones Financieras con Valores Atípicos.....	47
4.4 Reducción del Número de Razones Financieras.....	49
4.5 Modelos Difusos de Calificación	
4.5.1 Construcción de los Modelos Difusos de Calificación de Capital.....	50
4.5.2 Resultados en la Escogencia del Radio para los Modelos Difusos de Calificación.....	50
4.5.3 Topología del Modelo Difuso de Calificación de Capital.....	52
4.6 Clasificación del Riesgo Financiero	
4.6.1 Resultados Obtenidos en la Clasificación del Riesgo Financiero.....	53
4.6.2 Aplicación de la Técnica ANFIS a los Modelos Difusos de Calificación.....	57
4.7 Resultados Obtenidos en la Clasificación del Riesgo Financiero con ANFIS.....	60
<b>Capítulo V Conclusiones y Recomendaciones</b>	
5.1 Conclusiones.....	62
5.2 Recomendaciones.....	63
<b>Referencias Bibliográficas.....</b>	<b>65</b>
<b>Anexos</b>	

## Lista de Tablas

	Pp.
Tabla 1. Criterios de Calificación CAMEL.....	17
Tabla 2. Caracterización de la Variable Riesgo Financiero.....	34
Tabla 3. Razones Financieras Seleccionadas.....	38
Tabla 4. Ejemplo de un Sistema de Calificación Basado en CAMEL.....	41
Tabla 5. Escala de Clasificación del Riesgo Financiero.....	45
Tabla 6. Escala de Clasificación del Riesgo de Liquidez y Operacional.....	45
Tabla 7. Escala de Clasificación del Riesgo de Crédito.....	45
Tabla 8. Observaciones con Valores Faltantes.....	46
Tabla 9. Valores Atípicos Resaltantes Razón Financiera 13.....	48
Tabla 10. Razones Financieras con Correlación Absoluta.....	49
Tabla 11. Error en la Prueba por Muestra de los Modelos Difusos.....	51
Tabla 12. Topología del Modelo de Calificación de Capital.....	52
Tabla 13. Resultados de la Clasificación del Riesgo Financiero.....	54
Tabla 14. Porcentajes de Acierto en la Clasificación FIS del Riesgo de Liquidez.....	56
Tabla 15. Porcentajes de Acierto en la Clasificación FIS del Riesgo Operacional.....	56
Tabla 16. Porcentajes de Acierto en la Clasificación FIS del Riesgo de Crédito.....	57
Tabla 17. Porcentajes de Acierto en la Clasificación FIS del Riesgo Financiero.....	57
Tabla 18. Aplicación de ANFIS al FISCapital-23 (Primer caso).....	58
Tabla 19. Aplicación de ANFIS al FISCapital-23 (Segundo caso).....	59
Tabla 20. Porcentajes de Acierto en la Clasificación ANFIS del Riesgo Operacional...61	
Tabla 21. Porcentajes de Acierto en la Clasificación ANFIS del Riesgo de Crédito.....61	
Tabla 22. Porcentajes de Acierto en la Clasificación ANFIS del Riesgo Financiero.....61	

## Lista de Gráficos

	Pp.
1. Gráfico 1. Representación de un Diagrama de Cajas y Bigotes.....	19
2. Gráfico 2. Ejemplo de una Conexión Entrada-Salida.....	21
3. Gráfico 3. Representación de las Propiedades de un Conjunto Difuso.....	23
4. Gráfico 4. Función Triangular.....	23
5. Gráfico 5. Representación de los Operadores Lógicos Difusos.....	24
6. Gráfico 6. Agrupación por Aspecto de las Variables de Entrada.....	42
7. Gráfico 7. Herramienta para la Clasificación del Riesgo Financiero y sus Componentes.....	44
8. Gráfico 8. Boxplot Razón Financiera 13.....	47
9. Gráfico 9. Boxplot Razón Financiera 19.....	48
10. Gráfico 10. Comparación de la salida ANFIS versus Capital.....	58
11. Gráfico 11. Historia del Error para el FISCapital-23 .....	60

## **Introducción**

El tema de la evaluación de riesgos es complejo, y a pesar de ser antiguo resulta fundamental. La banca se ve constantemente enfrentada a riesgos cada vez más complicados e importantes. Para enfrentar estos riesgos, no es suficiente identificarlos, también se requiere de sistemas efectivos que logren medirlos y controlarlos, llevándolos al mínimo posible. La gran dificultad consiste en como medir el riesgo bancario; ésta es probablemente una de las tareas más complejas que tiene la administración. Los riesgos a los que está expuesta la banca son diversos e influyen en todas las decisiones de la organización. En el caso de las instituciones financieras, éstas generalmente se exponen a tres tipos de riesgo: Riesgo Financiero, Riesgo de Negocios y Riesgo Competitivo.

En lo particular y de nuestro interés el Riesgo Financiero, hace referencia a la incertidumbre asociada al rendimiento de la inversión o variabilidad de los beneficios esperados por los accionistas, debido a la posibilidad de que el banco no pueda hacer frente a sus obligaciones financieras (principalmente, el pago de intereses y la amortización de deudas) [Mascareñas, 2002]. El Riesgo Financiero se compone de la siguiente manera: Riesgo de Mercado, Riesgo de Crédito, Riesgo de Liquidez, Riesgo Operacional y Riesgo Legal.

Esta investigación abarca el estudio de los Riesgos de Crédito, Liquidez y Operacional. Para determinarlos, se contó con los estados financieros (Balance de Publicación y Estado de Resultados) de los bancos en estudio, disponibles al público en la Superintendencia de Bancos y Otras Instituciones (SUDEBAN).

El objetivo principal consistió en diseñar un procedimiento para determinar y clasificar el Riesgo Financiero y sus componentes, sin embargo, se debe aclarar que en teoría no existe un sistema único o estándar que permita diagnosticar o predecir en forma oportuna este tipo de problemas, de hecho las prácticas de supervisión bancaria, difieren de un país a otro. Un adecuado manejo de riesgo debe reflejarse, en buena medida, en los indicadores utilizados internacionalmente por los organismos supervisores de la banca. Uno de los mecanismos de supervisión ampliamente utilizado

en muchos países es conocido como la metodología CAMEL, la cual proporciona un marco para evaluar cinco aspectos fundamentales de la calidad financiera bancaria, como son: Adecuación del Capital, Calidad de los Activos, Gestión Administrativa, Ganancias y Liquidez [Buniak, 2002]. La revisión de esta metodología resultó útil en el desarrollo de los modelos de calificación.

Este informe está compuesto por cinco capítulos repartidos de la siguiente forma:

En el primero se describe el planteamiento y formulación del problema, los objetivos de la investigación, la justificación e importancia, y por último, el alcance y las limitaciones encontradas.

En el segundo capítulo se plantean todos los aspectos teóricos, que colocaron en contexto la investigación realizada y que fueron útiles para el desarrollo y comprensión del proyecto.

El tercer capítulo abarca, en forma general, todo lo relacionado a la construcción del conjunto de datos de la banca, así como las técnicas de preprocesamiento de datos aplicadas. También se muestra el funcionamiento de la metodología CAMEL empleada, y los pasos seguidos para el desarrollo de los modelos de calificación basados en lógica difusa. Por último, el instrumento desarrollado para determinar el nivel de Riesgo Financiero y sus componentes.

El cuarto capítulo, contiene el análisis de los resultados obtenidos durante el preprocesamiento de los datos de la banca, la topología de los modelos de calificación construidos usando “subtractive clustering”, los resultados del entrenamiento y prueba, y un ejemplo en donde se determina y clasifica el Riesgo Financiero y sus componentes para un conjunto de bancos escogidos al azar. Finalmente, se muestran las mejoras obtenidas por los modelos de calificación al aplicárseles la técnica de adaptativa neuro-difusa ANFIS.

En el quinto capítulo, se incluyen las conclusiones que se destacan de la investigación realizada y el conjunto de recomendaciones que pueden ser tomadas en cuenta para la continuación de este proyecto.

## **Capítulo I**

### **Riesgo Bancario e Inteligencia Artificial**

#### **1.1 Consideraciones Generales**

En este capítulo se abordan los aspectos relacionados con el planteamiento y formulación del problema, los objetivos de la investigación, tanto el general como los específicos, la justificación e importancia de la investigación, y finalmente, los alcances y limitaciones encontradas durante el desarrollo del proyecto.

#### **1.2 Planteamiento del Problema**

Las instituciones financieras desempeñan un papel fundamental en el desenvolvimiento de la economía, debido a que sus negocios involucran los ahorros del público y los recursos que tienen establecidos con algún propósito, los cuales no se pueden poner en riesgo. Por ello, dado que la mayoría del dinero que un banco administra, no le pertenece, y con el propósito de proteger a los clientes, a los accionistas, al sistema financiero, y por consiguiente, a la economía nacional, la gestión bancaria requiere de un proceso constante de evaluación y medición de riesgos a los que se exponen los recursos de los depositantes.

Es así como, a efectos de mantener en niveles aceptables los diferentes tipos de riesgo, la administración de los bancos suele ser regulada por los organismos supervisores de la banca, vale decir, la Superintendencia Bancaria y el Banco Central de cada país. La importancia estratégica de la banca en la economía productiva ha motivado que la regulación del riesgo de la empresa bancaria no sea autónoma ni discrecional [Del Águila, 2002].

Es importante resaltar que, a nivel mundial, el mayor representante de estos esfuerzos es el “Comité de Basilea para la Supervisión Bancaria”, el cual agrupa a los representantes de los bancos centrales y supervisores de entidades financieras de 10 países. Éste comité establece que cualquier país, de acuerdo con el grado de desarrollo de su sistema financiero, puede adoptar prácticas y principios según sus necesidades. En general, se reconocen dos conjuntos de principios; uno emitido en 1997, llamado “Acuerdo de Capital de Basilea”, que reúne prácticas básicas en Riesgo Bancario, y otro

más reciente el del 2003, conocido como “Convergencia Internacional de Medidas y Normas de Capital” ó “Basilea II”, donde se establecen normas más avanzadas para administrar dicho riesgo [Del Águila, 2002]. Una adecuada gestión del riesgo evitaría crisis bancarias, como la ocurrida en enero de 1994, cuando se produce la intervención del Banco Latino por problemas de iliquidez, desencadenando la peor crisis financiera sucedida en Venezuela y una de las peores en el mundo. A esto le siguen las intervenciones, en junio de 1994, de las siguientes instituciones: Banco Amazonas, Bancor, Banco Barinas, Banco Construcción, Banco La Guaira, Banco Maracaibo, Banco Metropolitano y Sociedad Financiera Fiveca, más tarde son estatificados el Banco de Venezuela (9 de agosto) y el Banco Consolidado (11 de septiembre), finalmente, en febrero de 1995 le siguió la estatificación de tres entidades más: Principal, Italo y Profesional.

Esta crisis generó un gran aprendizaje sobre los elementos que deben ser evaluados para determinar la situación financiera de una institución bancaria. La Superintendencia de Bancos y Otras Instituciones (SUDEBAN) ha profesionalizado y tecnificado sus procesos de supervisión, pero ello no significa que el riesgo se encuentre ausente en cada uno de los bancos comerciales y universales del sistema financiero venezolano. La regulación del riesgo se ha convertido en una tarea difícil por muchas razones: la existencia de un seguro gubernamental, maquillaje financiero, independencia en la prima que pagan los bancos independientemente del nivel de riesgo, existencia de prestamistas de última instancia (Banco Central), e inexistencia de calificadoras de riesgo privadas. De ahí que medidas de control promovidas por SUDEBAN motiven a la banca a un mejor manejo del riesgo.

Es por ello que últimamente, ha surgido un mayor interés, en aportar esfuerzos y recursos por adoptar un modelo de gestión de riesgos que proporcione la capacidad de controlarlos, clasificarlos y pronosticarlos de manera eficaz.

Tal es el caso del grupo BBVA que entiende que una adecuada gestión del riesgo constituye un componente básico de su ventaja competitiva, y que para alcanzar este objetivo dedica los esfuerzos y recursos necesarios para asegurar que los riesgos en los

que incurre, en el desarrollo de sus diferentes actividades, son debidamente identificados, medidos, valorados y gestionados.<sup>1</sup>

De esta forma, la ejecución de un proceso de administración integral del riesgo por parte de la banca, involucra, además del cumplimiento de un conjunto de normas y lineamientos, la implementación de un modelo de clasificación/predicción que constituya una herramienta de apoyo a los especialistas en el proceso de toma de decisiones en situaciones de alerta de quiebra, valiéndose de la gran ayuda que aportan las herramientas computacionales y las tecnologías inteligentes existentes en la actualidad. Estas tecnologías inteligentes están relacionadas directamente con funciones y características humanas de campos cercanos al psicológico (inteligencia artificial) y a los procesos biológicos. (Redes neuronales, algoritmos genéticos, lógica difusa, etc.)

El desarrollo de estas tecnologías inteligentes, las cuales representan el conocimiento de una forma entendible por los humanos y manejable por los sistemas informáticos, ha encontrado en la lógica difusa un elemento para su desarrollo.

La lógica difusa es una lógica multivaluada que asigna valores entre cero y uno para definir conceptos imprecisos y extienden a la lógica bivaluada las cuales deben su nombre debido a que imponen a sus enunciados únicamente valores verdadero ó falso [Martín del Brío y Sanz, 2002]. Es importante destacar el aporte dado por la lógica difusa en el desarrollo de algoritmos de clasificación difusa<sup>2</sup>, estos métodos representan una mejora respecto al análisis de conglomerados tradicional, en que los elementos pertenecen o no al grupo asignado. En la clasificación difusa estas agrupaciones son relajadas y se le asigna a cada elemento un grado de pertenencia (valor entre cero y uno) respecto a los grupos formados. Esto sin duda ha representado una mayor flexibilidad y enriquecimiento en la realización de análisis posterior [Bruno, 1999]. El desarrollo de los algoritmos de clasificación difusa, como por ejemplo “subtractive clustering”, ha significado un avance en la creación de sistemas de inferencia difusos de manera rápida

---

<sup>1</sup> Informe Anual Banco Bilbao Vizcaya (2003)

<sup>2</sup> El término original en inglés es “fuzzy clustering”. Puede también entenderse como conglomerados difusos, discriminantes difusos ó agrupamiento difuso. En el texto se empleará el término clasificación difusa.

y precisa destacando su adaptabilidad a otras técnicas como por ejemplo las redes neuronales. El resultado ha sido la creación de una técnica adaptativa neuro-difusa conocida como ANFIS, la cual aprovecha las características sobresalientes de cada una de estas ramas de la inteligencia artificial.

Hay que considerar que la creación del modelo de clasificación de Riesgo Financiero, requirió la realización de un conjunto de actividades de análisis y adecuación de los datos que fueron usados en la construcción del mismo. En este sentido, las técnicas de preprocesamiento de datos resultaron una herramienta útil y complementaria en el desarrollo de la investigación. “Está demostrado que el uso de estas técnicas de análisis exploratorio de datos conducen a una mejor clasificación/predicción de los modelos creados” [Tukey, 1977].

En virtud de lo señalado, el autor propone como alternativa a la problemática planteada, el desarrollo de un modelo de clasificación/predicción del Riesgo Financiero y sus componentes en la banca comercial y universal venezolana.

### **1.3 Formulación del Problema**

En función de las consideraciones mencionadas, se busca dar respuesta a las siguientes interrogantes:

1. ¿Podemos clasificar el Riesgo Financiero de un grupo de bancos comerciales y universales?
2. ¿En que medida este problema puede abordarse de modo apropiado utilizando clasificación difusa?

## **1.4 Objetivos de la Investigación**

Los objetivos generales y específicos propuestos en la investigación son los siguientes:

### **1.4.1 Objetivo General**

Diseñar un modelo de clasificación/predicción del Riesgo Financiero en bancos comerciales y universales, utilizando modelos de calificación contruidos con clasificación difusa.

### **1.4.2 Objetivos Específicos**

1. Examinar y aplicar técnicas de preprocesamiento de datos al conjunto de Razones Financieras provenientes de la Banca Venezolana desde junio de 1996 hasta diciembre del 2004.
2. Estudiar la aplicación de la técnica de clasificación difusa, “subtractive clustering”, en la construcción de sistemas de inferencia difusos (FIS).
3. Generar un sistema de inferencia difuso para calificar los aspectos bancarios: Capital, Activos, Gestión Administrativa, Ganancias y Liquidez.
4. Determinar el nivel de Riesgo de Liquidez, Operacional y de Crédito en las instituciones financieras.
5. Desarrollar un procedimiento que nos permita determinar el nivel de Riesgo Financiero mediante la integración de sus componentes (Riesgo de Liquidez, Operacional y Crédito).
6. Proponer una escala de clasificación para el Riesgo Financiero y sus componentes.
7. Aplicar la técnica adaptativa neuro-difusa ANFIS como método alternativo para mejorar los resultados obtenidos por los modelos difusos de calificación.

## **1.5 Justificación de la Investigación**

1. Debido al nuevo marco de regulación y control del sistema bancario, sugerido por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. El Banco Central de Venezuela ha marcado como objetivo fundamental la formulación de un modelo de supervisión,

monitoreo y control de Riesgo Financiero con el cual todos los bancos puedan contar con el vehículo apropiado para integrarse a este acuerdo a finales del año 2007.

2. La apreciación del Riesgo Bancario está regida por el análisis de indicadores, pruebas de hipótesis o experticia en el área. En tal sentido, debido a la inexistencia de modelos de clasificación de Riesgo Financiero basados en lógica difusa, y gracias a su adaptabilidad, eficiencia computacional y fácil comprensión, se propone esta herramienta como útil y adecuada para ser aplicada en el área financiera.

### **1.6 Importancia de la Investigación**

1. Crear conocimiento de modo que se espera que los resultados obtenidos en este proyecto ayuden al desarrollo de investigaciones enfocadas en la obtención de nuevos métodos que permitan medir y clasificar el Riesgo Financiero en la banca.
2. Profundizar en el desarrollo de sistemas de inferencia difusos en el área financiera basados en la técnica de clasificación difusa “subtractive clustering”, igualmente se promueve el uso de estas técnicas de la lógica difusa en problemas reales similares.

### **1.7 Alcances y Limitaciones de la Investigación**

El modelo de clasificación de Riesgo Financiero está destinado a la banca comercial y universal; sin embargo su aplicación se puede hacer extensiva también a otros tipos de instituciones financieras, tal es el caso de: bancos hipotecarios, bancos de inversión, bancos de ahorro y préstamo, etc. En cuanto a las limitaciones encontradas podemos citar las siguientes:

1. Poco conocimiento de los factores involucrados en el área financiera. En tal sentido, el proyecto al estar enmarcado en este campo, en el cual el investigador no es especialista, fue necesario el estudio de una gran variedad de conceptos útiles para la comprensión y el desarrollo del modelo propuesto.
2. Ausencia de investigaciones realizadas. Los antecedentes respecto a la aplicación de la lógica difusa en la clasificación del Riesgo Financiero, fueron nulos. Sin embargo, existen investigaciones sobre riesgo bancario basadas en otras técnicas las cuales resultaron útiles para el desarrollo del método propuesto.

## **Capítulo II**

### **Marco Referencial**

#### **2.1 Consideraciones Generales**

Existe un conjunto de herramientas para la determinación de las clases o grupos de bancos (comerciales/universales) de acuerdo al Riesgo Financiero. Por ejemplo CAMEL es un método de análisis bancario que refleja la fortaleza relativa de una institución en un momento dado en el pasado y reflejado en sus estados financieros; además, existen otros como: CROCODILE, COBRA, ROCA, BOPEC, etc. [Arteche, 2004]. El método CAMEL está siendo utilizado en esta investigación como aporte al modelo híbrido que se desarrolló. Sin embargo, se pueden citar entre otras técnicas a “credit scoring” que se basa en medidas cuantitativas para evaluar el Riesgo de Crédito usando datos históricos y técnicas estadísticas para producir una escala de clasificación de un solicitante de crédito [Grupo Banca, 2004]. También se destaca la Regresión Logística, Análisis Discriminante, etc.

En el caso particular de esta investigación, el objetivo consistió en situar al problema objeto de estudio (clasificación del Riesgo Financiero) en un conjunto de técnicas que le fueran dando cuerpo al modelo híbrido consistente en herramientas multivariantes, financieras y de inteligencia artificial. Por esta razón, el capítulo fue dividido en cuatro partes.

En primer lugar, se enumeran un conjunto de términos bancarios básicos, tales como banco, banca, captación, colocación, etc. Luego se define el Riesgo Bancario y sus distintas clasificaciones, los conceptos referentes a estados financieros y Razones Financieras, los aspectos más resaltantes sobre los Acuerdos de Basilea I y II, y finalmente todo lo referente al funcionamiento de la metodología CAMEL.

En la segunda parte se realiza una introducción a las técnicas de preprocesamiento de datos, destacando los aspectos más comunes que se efectúan en el estudio de grandes cantidades de datos.

La tercera consiste en abordar los aspectos más importantes sobre lógica difusa, partiendo de su definición y operaciones fundamentales, el concepto y funcionamiento

de los sistemas de inferencia difusos, y finalmente, una introducción a la clasificación difusa y a la técnica adaptativa neuro-difusa ANFIS.

Por último, se plantea en los antecedentes de la investigación, los estudios realizados que contribuyeron al desarrollo del proyecto, seguido de una definición de conceptos, y por último el sistema de variables y la caracterización de la variable en estudio (Riesgo Financiero).

## **2.2 Términos Bancarios Básicos**

### **2.2.1 Definición de Banco y Banca**

Un banco es un tipo muy especial de empresa; su funcionamiento consiste en captar dinero del público, el cual conjuntamente con los recursos propios de la entidad (Capital, Patrimonio), es dado en préstamos a terceros, quienes pagan intereses por el uso del dinero. La banca es la conformación del conjunto de entidades o instituciones que, dentro de una economía determinada, prestan el servicio de banco.

### **2.2.2 Captación y Colocación**

Los bancos actúan como intermediarios, su negocio es comerciar dinero como si fuera cualquier otro tipo de bien o mercancía, en otras palabras, realizan captación y colocación.

La Captación significa captar o recolectar dinero de las personas. Este dinero dependiendo del tipo de cuenta que tenga un cliente (ahorros, corriente, plazo fijo, etc.) gana unos intereses (intereses de captación), por este tipo de actividad el banco paga a las personas el dinero generado por los intereses de captación.

La Colocación es lo contrario a la captación, es la puesta en circulación del dinero en la economía, es decir, los bancos toman los recursos que obtienen a través de la captación, y con estos otorgan créditos a las personas, empresas u organizaciones. Por este tipo de actividad, los bancos cobran un interés que se llama interés de colocación.

En la mayoría de los países los intereses de colocación son más altos que los intereses de captación. Esta resta entre intereses es lo que se conoce como margen de intermediación, y los bancos obtienen más ganancias mientras más grande sea este margen [Pérez, 2001].

### **2.2.3 Clases de Banco**

Los bancos se clasifican según el origen de su Capital ó Patrimonio y según los tipos de operaciones que realizan:

1. Según el origen del capital:

1.1 Bancos públicos: el capital es aportado por el estado.

1.2 Bancos privados: el capital es aportado por accionistas particulares.

1.3 Bancos mixtos: el capital se forma con aportes privados y oficiales.

2. Según el tipo de operación:

2.1 Bancos especializados: tienen una finalidad crediticia específica.

2.2 Bancos centrales: son las casas bancarias de categoría superior que autorizan el funcionamiento de todas las entidades, las supervisan y controlan.

2.3 Bancos corrientes: son los más comunes con los que opera el público en general (Universal y Comercial).

2.3.1 Banca universal: Es una forma de organización del negocio bancario que se basa en la oferta de todos los productos, servicios y operaciones disponibles hacia todos los clientes potenciales y en todos los mercados de operación.

2.3.2 Banca comercial: Se denomina así a las instituciones de crédito autorizadas por el Gobierno Federal para captar recursos financieros del público y otorgar a su vez créditos.

### **2.3 Riesgo Bancario y su Clasificación**

El diccionario de la Real Academia Española define el riesgo como: “contingencia, probabilidad, o proximidad de un peligro o daño”. Así pues, riesgo es la posibilidad de sufrir algún tipo de perjuicio, o de no tener éxito en alguna acción emprendida.

El Riesgo Económico se define como la volatilidad o incertidumbre producida en el rendimiento de la inversión, debido a los cambios producidos en la situación económica del sector en el que opera la empresa. Por ejemplo, dicho riesgo puede provenir de la política de gestión de la empresa, la política de distribución de productos o servicios, o la aparición de nuevos competidores [Mascareñas, 2002].

El Riesgo Bancario se refiere a los distintos tipos de riesgos que enfrentan las instituciones bancarias cuando llevan a cabo sus actividades, las cuales varían dependiendo del tipo de negocios que desarrollan dichas instituciones. El Riesgo Bancario se puede clasificar en: Riesgo Financiero, Riesgo Estratégico, Riesgo de Negocios.

#### **2.4 Estados Financieros**

Una forma de estudiar el Riesgo Financiero es a través de los estados financieros, éstos son documentos prácticos, esencialmente numéricos que demuestran la situación financiera de una empresa [López, 2004].

El objetivo primordial de un estado financiero es el de informar acerca de la situación financiera de una entidad para una fecha determinada como resultado de sus operaciones, además de los cambios en su situación patrimonial dentro de un periodo contable. Los principales estados financieros son:

**Balance de Publicación:** también conocido como balance general o estado de situación financiera, el cual muestra como se encuentran los recursos totales de la empresa (activos), así como sus deudas (pasivos) y el Patrimonio ó Capital para una fecha determinada.

**Estado de Resultados:** este muestra los resultados obtenidos por la empresa en un periodo determinado, como consecuencia de sus operaciones (ingresos, egresos, gastos operativos, etc). Este par de documentos son la fuente original de datos que permitieron la construcción de las Razones Financieras.

Uno de los instrumentos más usados para realizar los análisis financieros son las Razones Financieras. Estas pueden medir en alto grado la eficacia y comportamiento de la empresa, ya que, precisan el grado de liquidez, de rentabilidad, el apalancamiento financiero, cobertura y todo lo que tenga que ver con su actividad. El análisis de las Razones Financieras fue utilizado en la investigación como variables de entrada a los modelos difusos creados para medir y evaluar el desempeño de los bancos considerados.

## **Organismos y Acuerdos Reguladores del Riesgo Bancario**

El cierre de una institución bancaria no sólo afecta a los accionistas sino a todos aquellos que tienen recursos depositados en ella. De allí, que exista un marco regulatorio y unos organismos especializados en la supervisión de estas instituciones. En Venezuela, los entes encargados de la regulación y control son la SUDEBAN y el BCV. Adicionalmente, existen acuerdos a nivel internacional que regulan las prácticas para una supervisión bancaria efectiva, conocidos como los Acuerdos de Basilea.

### **2.5.1 Acuerdo de Basilea I**

En junio de 1997, fueron sometidos a consideración de los Ministros de Finanzas del G-7 y del G-10 un conjunto de principios básicos para la supervisión bancaria efectiva (Los Principios Básicos de Basilea), donde se destaca el requerimiento mínimo de capital, esperando que pudiera constituir un mecanismo útil en el fortalecimiento de la estabilidad financiera en todos los países, además de un compendio (a ser actualizado de manera periódica) de recomendaciones, guías y estándares ya existentes del comité de Basilea creado en 1974, estos en su mayoría son objeto de referencia en el documento de los principios básicos.

### **2.5.2 Acuerdo de Basilea II**

El 29 de Abril del 2003, con el afán de implementar un sistema moderno de supervisión integral y preventiva, que respondiera a las exigencias que imponía el actual dinamismo de los negocios financieros, y como una forma de garantizar la transparencia en el desarrollo y funcionamiento del sector bancario, el Comité de Basilea, para la Supervisión Bancaria, decidió reforzar su acuerdo inicial de requerimiento de capital mínimo, con la introducción de dos nuevos pilares (disciplina de mercado y proceso de supervisión), de manera de volverlo más sensible al riesgo crediticio, y también asegurar un nuevo nivel de capital en los sistemas bancarios.

### **2.5.3 Importancia de los Acuerdos de Basilea**

Los Acuerdos de Basilea han significado una forma de generar beneficios no sólo para las entidades directamente involucradas, sino también, para el sistema financiero. La sensibilidad del capital regulatorio a los riesgos económicos se vio

claramente aumentado; las entidades mejoraron su conocimiento de los riesgos en los que están incurriendo y, en definitiva, se consiguió un sistema financiero más seguro, sólido y eficiente. El nuevo acuerdo de capitales no sólo repercutió en los niveles de capitalización exigibles a las entidades, sino que tuvo un impacto significativo en el modo en que los bancos operaban, gestionaban sus riesgos y asignaban sus recursos.

#### **2.5.4 Aplicación de los Acuerdos de Basilea en América Latina y Venezuela**

En la presente década, Centroamérica y, en especial, algunos de países de Suramérica han realizado esfuerzos importantes en materia de reforma bancaria tendentes a promover la operación eficiente del sistema financiero y a garantizar la vigencia de un marco moderno de regulación y supervisión eficaz. En Venezuela, el Banco Central, circunscrito a esta meta, tiene como objetivo la formulación de un modelo en el cual logre la integración de todos los bancos a estos acuerdos. Por su parte, la Superintendencia de Bancos y Otras Instituciones (SUDEBAN), a fin de adecuarse a las tendencias internacionales dictó en junio de 2003 las “Normas para una Adecuada Administración Integral de Riesgos” [Gaceta Oficial N 37.703 del 3 de junio de 2003]. El objetivo era establecer los lineamientos básicos que debían observar las instituciones financieras en la implementación de un proceso de administración integral de riesgos, además de determinar el nivel de capital apropiado para la institución financiera en función del riesgo manejado. Con esta resolución se dieron los pasos iniciales para cambiar el enfoque de la supervisión en Venezuela dirigida hacia la autorregulación. Un procedimiento de supervisión basado en el estudio y calificación de los indicadores financieros es conocido como CAMEL.

#### **2.6 Metodología CAMEL**

Este sistema fue popularizado en la década de los 80's por los tres organismos de Supervisión y Regulación Bancaria de los Estados Unidos, el Sistema de Reserva Federal (FED), la Oficina de Control de la Moneda y la Corporación Federal de Seguro de Depósito.

CAMEL proporciona un marco metodológico para evaluar cinco aspectos claves de la calidad financiera intrínseca en una entidad bancaria, como lo son: Adecuación del

Capital, Calidad de los Activos, Gestión Administrativa, Ganancias y Liquidez (las siglas en inglés corresponden a: Capital, Asset Quality, Management, Earnings & Liquidity). Cada uno de los factores o componentes se califica sobre una escala de cinco (el mejor) a uno (el peor). Esta metodología aporta un sistema de calificación de variables de corte microeconómico (Razones Financieras), que caracterizan la condición de las instituciones financieras en un momento dado y es una de las más recientes y mundialmente utilizadas en la actualidad [Buniak, 2002]. Su estudio y aplicación son coherentes con temas involucrados dentro de las áreas de investigación económica, especialmente en economía financiera. La agrupación de las cinco variables definidas se convierte en un indicador integral para medir la vulnerabilidad de un banco. A continuación se justifica el por qué de la selección de estas variables:

*Capital:* contablemente se define como el derecho de los propietarios en los activos de la empresa y es considerada una variable fundamental en el análisis del funcionamiento de los bancos comerciales y universales. Llevar un seguimiento de los indicadores del capital permite medir la solidez de una institución, su capacidad para enfrentar choques externos y soportar pérdidas futuras no anticipadas.

*Activos:* los activos constituyen los recursos económicos con los cuales cuenta una empresa y con los cuales se espera un beneficio en las operaciones futuras. Por consiguiente, la evaluación de su composición y calidad se convierten en determinantes fundamentales para detectar cualquier anomalía.

*Gestión Administrativa:* la permanencia de las instituciones dentro del sector, sin duda alguna, depende en gran medida de la forma como éstas han sido dirigidas y de las políticas que se hayan implementado a través del tiempo. La administración se convierte en eje fundamental que, de llevarse a cabo correctamente, permite alcanzar mayores niveles de eficiencia, sostenibilidad y crecimiento.

*Ganancias:* objetivo final de cualquier institución financiera. Las utilidades reflejan la eficiencia de la misma y proporcionan recursos para aumentar el capital y así permitir el continuo crecimiento. Por el contrario, las pérdidas, ganancias insuficientes, o

las ganancias excesivas<sup>3</sup> generadas por una fuente inestable, constituyen una amenaza para la empresa.

*Liquidez:* a pesar de ser uno de los objetivos principales de cualquier empresa, en caso de las instituciones financieras esta variable toma mayor importancia debido a que constantemente atienden demandas de efectivo por parte de sus clientes. La necesidad de liquidez de los depositantes suele aumentarse en épocas anteriores a las crisis, desencadenando corridas bancarias que debilitan la entidad, incluso hasta su quiebra.

La valoración individual de las variables CAMEL no debe implicar un análisis separado, pues el comportamiento de unas puede repercutir en otras. Esto se visualiza claramente en una situación donde, por ejemplo, una deficiente administración conlleva a una inadecuada composición de activos (préstamos riesgosos, concentración de préstamos, etc.), lo que a su vez erosiona el capital, perjudica la liquidez y termina traduciéndose en menores ganancias, o pérdidas. Es por ello que CAMEL, constituye un elemento importante para la integración de las variables fundamentales que muestran la situación de un banco. SUDEBAN, como ente oficial para la regulación y supervisión, considera algunas de estas variables aunque su función se limita a la publicación de ciertos índices periódicamente (mensual), dejando de lado instrumentos de análisis como modelos econométricos que relacionan estas variables, o cualquier otro que permita mayor información a través del reconocimiento de patrones de comportamiento. Los criterios de calificación de las variables (Razones Financieras) utilizados por la metodología CAMEL se pueden observar en la Tabla 1, donde se destacan las calificaciones dependen del rango en el cual se encuentren las variables y del criterio adoptado. El rango se construye en base a las desviaciones estándar respecto a la media del conjunto de variables que se desean calificar. Por ejemplo, supongamos que el valor

---

<sup>3</sup> Al contrario de lo que se pueda pensar las ganancias excesivas también son indicadores de riesgo. Un ejemplo claro de ganancias excesivas que rápidamente se puede convertir en un problema grave, es el otorgamiento de créditos (con pocos estudios y análisis) que se dedican al consumo. Inicialmente se pagan las cuotas con cumplimiento, pero al ser gastos que en su mayoría no generan retornos con los cuales cubrir estas obligaciones, se terminan transformando en cartera morosa para los bancos [Fuentes, 2003].

de la variable se encuentra en el rango  $[+1\sigma,+2\sigma)$  y adoptamos el criterio Mayor la RF-Mejor Calif., en ese caso la calificación sería un cuatro.

**Tabla 1. Criterios de Calificación CAMEL**

RANGOS	CRITERIOS DE CALIFICACIÓN	
	Mayor la RF – Mejor Calif.	Menor la RF – Mejor Calif.
$[+2\sigma,+\infty)$	5	1
$[+1\sigma,+2\sigma)$	4	2
$[-1\sigma,+\sigma)$	3	3
$[-2\sigma,-1\sigma)$	2	4
$[-\infty,-2\sigma)$	1	5

$\sigma$  = desviaciones estándar con respecto a la media

(Fuente: Marcela Villa. 2000)

Existen Razones Financieras que por su composición mientras mayor sea su valor en un periodo determinado mejor para el banco y otras que mientras más bajo sea su valor mejor. Debido a esto para conservar la homogeneidad para ambos criterios se define el 5 como la mejor calificación, 1 como la peor y 3 como una calificación regular.

## 2.7 Técnicas de Preprocesamiento de Datos

Las técnicas estadísticas de análisis exploratorio de datos han sido aplicadas en un número creciente de áreas de conocimiento, debido a que son particularmente apropiadas para el estudio de grandes volúmenes de datos en los que es imposible, dado el tamaño, observar de inmediato sus características estructurales [Anderson, 1958]. Previa a cualquier utilización formal, los datos deben ser examinados para detectar posibles anomalías que pudieran llevar a conclusiones erróneas. En esta investigación se consideró como una actividad fundamental. El uso apropiado de técnicas de análisis de datos puede mitigar los inconvenientes más comunes como: datos faltantes, valores atípicos, colinealidad, etc.

### 2.7.1 Variables con Valores Faltantes

Uno de los problemas que se presenta regularmente cuando se trabaja con grandes cantidades de datos, es la presencia de valores faltantes en algunas de las variables. Existen varias técnicas para la estimación de esos valores, como:

- Sustituir los valores faltantes, por algún estimador como la media, la mediana o la moda.
- Eliminar las observaciones que presenten valores faltantes.
- Utilizar Técnicas de Imputación Múltiple, como “Metric Matching”, “Bootstrap Bayesiano”, ó Imputación vía Mínimos Cuadrados.

### **2.7.2 Variables con Valores Atípicos**

Aún cuando los datos sean recolectados con mucho cuidado, muchas veces suelen presentarse observaciones que al parecer no guardan ningún tipo de relación con respecto al resto de las observaciones. Son los llamados valores atípicos ó “Outliers”.

Una de las técnicas gráficas más populares para la detección de “Outliers” son los Diagramas de Cajas y Bigotes ó “Boxplot” que permiten detectar aquellas observaciones sospechosamente alejadas de la masa de datos. En el Gráfico 1 se muestra una representación de un Diagrama de Cajas y Bigotes o “Boxplot”. Las cajas se componen de una línea que representa el cuartil superior (percentil 75 del vector de datos), una línea que representa el cuartil inferior (percentil 25 del vector de datos) y una línea que representa la mediana. Si la cantidad de números es impar, la mediana es el número que se encuentra en medio de ese conjunto de números ordenados. Si la cantidad de números en el conjunto es par, la mediana se calcula como el promedio de los números centrales ordenados. Los bigotes son líneas que se extienden al final de cada caja y que muestra la extensión del resto de los datos. Finalmente, los valores atípicos son los datos que se encuentran más allá de los bigotes.

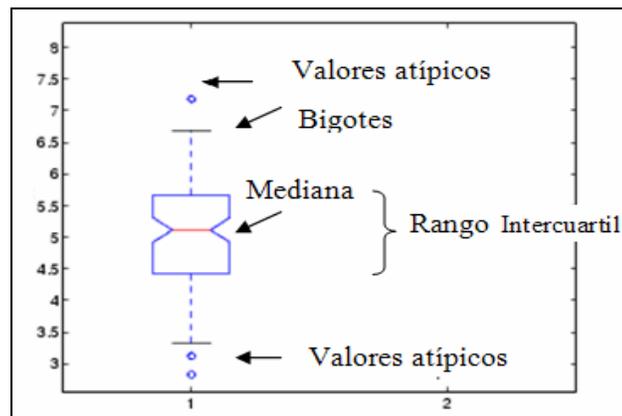
### **2.7.3 Reducción del Número de Variables**

Los efectos de colinealidad entre variables se pueden mitigar mediante la reducción del grupo de variables observadas. Existen varias técnicas para la disminución del número de variables. Para lograrlo generalmente se emplean dos enfoques:

- El Análisis Elemental. Técnica estadística que selecciona variables de entradas según su capacidad de explicación de la variable de salida.

- El Análisis de Correlación Múltiple. Se usa para medir la asociación lineal presente entre las variables.
- El Análisis de Componentes Principales (ACP). Técnica estadística de síntesis de la información o reducción del número de variables donde se pierda la menor cantidad de información posible, a través de la generación de componentes. Estos componentes o factores serán una combinación lineal de las variables originales, y además serán independientes entre sí (Ortogonales).

**Gráfico 1. Representación de un Diagrama de Cajas y Bigotes**



#### 2.7.4 Selección de las Observaciones para Entrenamiento

Entre los errores más frecuentes que podemos encontrar en la selección de los datos para entrenamiento están los siguientes:

- Selección de muestras con un número excesivo de datos para entrenamiento.
- Mala selección de la muestra usada para el entrenamiento, en donde la misma no representa la mayoría de las características de las variables en estudio, esto conduce a la creación de modelos inválidos.
- Selección de muestras con valores faltantes.

El procedimiento más usado consiste en particionar el total de datos en dos conjuntos: uno para entrenamiento y otro para validación o prueba. Por ejemplo

particiones empíricas como el 70-30 (70% entrenamiento y 30% validación), 80-20, etc. La realización de estas particiones tiene limitaciones evidentes:

- No toman en cuenta la dispersión de los datos de entrada, (variables con elevada dispersión necesitan más datos de entrenamiento), en ese caso se utiliza Muestreo Aleatorio Simple.
- No toman en cuenta la multidimensionalidad de los datos. (diferentes dispersiones pueden sugerir particiones distintas), en ese caso se utiliza Muestreo Aleatorio Estratificado. [Colmenares, 1999].

## **2.8 Aspectos Generales de Lógica Difusa**

A continuación se presentan algunas definiciones sobre lógica difusa, un ejemplo de una conexión de un espacio de entrada-salida con lógica difusa y el por qué de la utilización de esta técnica.

### **2.8.1 Definición de Lógica Difusa**

En la teoría clásica de conjuntos, se establece que los distintos elementos de un universo pueden pertenecer a un conjunto o no (1 ó 0, Verdadero ó Falso). En este sentido la lógica difusa difiere de la lógica clásica o bivaluada, debido a que es una lógica multivaluada que puede tomar infinitos valores en el intervalo  $[0,1]$  para definir conceptos que no son ni totalmente verdaderos ni completamente falsos. Esta afirmación queda sustentada de acuerdo a las siguientes definiciones:

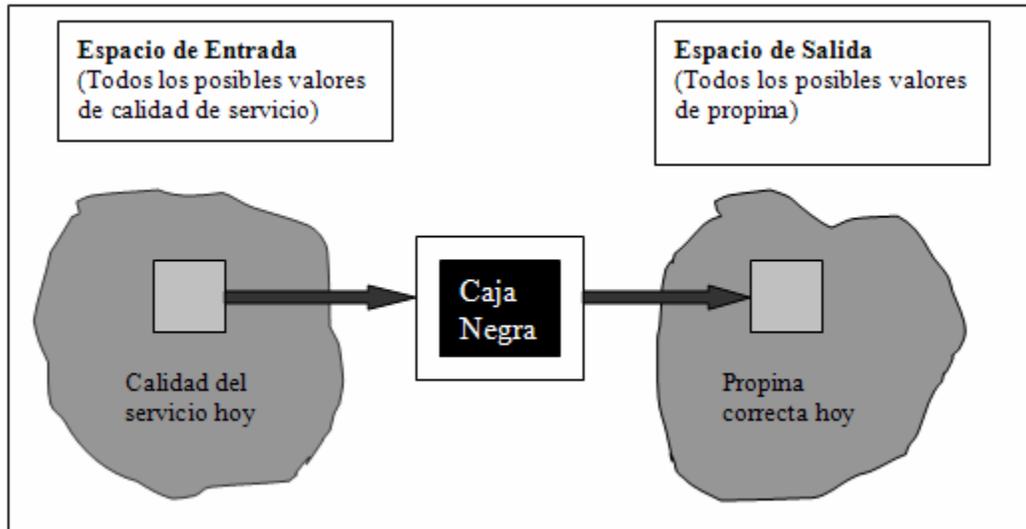
“Es aquella que maneja la incertidumbre mediante grados de certeza (valores entre cero y uno) para responder a una cuestión lógica.” [Pérez Cisneros, 1998].

“Es aquella que permite tratar información imprecisa, como estatura media, temperatura baja o mucha fuerza, en términos de conjuntos difusos. Conviene recalcar que el término difuso, borroso, impreciso o vago no es la lógica en sí, sino el objeto que se estudia” [Martín del Brío y Sanz, 2002].

En el Gráfico 2 podemos observar una forma conveniente de conectar un espacio de entrada a un espacio de salida con lógica difusa. Por ejemplo: “En base al servicio recibido en un restaurante podemos saber cuánto debe ser la propina”

Para llevar a cabo esa conexión entrada-salida, se requiere que en el medio exista una caja negra que lleve a cabo este trabajo. Esa caja negra puede poseer cualquier proceso de acuerdo a las características señaladas, tales como: un Sistema de Inferencia Difuso, un Sistema Lineal, un Sistema Experto, una Red Neuronal, un Conjunto de Ecuaciones Diferenciales, etc.

**Gráfico 2. Ejemplo de una Conexión Entrada-Salida**



Hay muchas formas de construir una caja negra siendo la lógica difusa una opción válida. Lofti A. Zadeh (1997), considerado el padre de la lógica difusa dice: “En la mayoría de los casos se puede construir el mismo producto sin lógica difusa, pero con lógica difusa resulta más rápido y menos costoso”.

### **2.8.2 ¿Por qué usar Lógica Difusa?**

Se puede tener presente que la lógica difusa es: conceptualmente fácil de entender, flexible, tolerante a la imprecisión de los datos, está basada en el lenguaje natural, y puede ser construida en base al conocimiento de los expertos.

## 2.9 Fundamentos de Lógica Difusa

En la siguiente sección se hace una breve descripción de lo que son los conjuntos difusos y sus propiedades, las funciones de pertenencia y sus tipos, y finalmente, algunos aspectos sobre los operadores lógicos difusos.

### 2.9.1 Conjuntos Difusos

Un conjunto difuso es definido por una función de pertenencia que asocia a cada objeto del universo  $X$  un valor en el intervalo  $[0,1]$ . Si  $x$  es un objeto en el universo  $X$  y  $y=C(x)$  es el valor asociado a  $x$ , se dice que  $y$  es el grado de pertenencia del objeto  $x$  al conjunto difuso  $C$ .

Un conjunto difuso es una clase de objetos con grados de pertenencias continuos. Por lo tanto es un conjunto caracterizado por su función de pertenencia la cual asigna a cada objeto un grado de pertenencia en el rango cero y uno [Zadeh, 1997].

Un término difuso puede ser interpretado como un subconjunto difuso sobre la recta real siempre que éste sea un subconjunto normalizado; es decir, que por lo menos uno de sus valores tenga pertenencia total al subconjunto.<sup>4</sup>

### 2.9.2 Propiedades de un Conjunto Difuso

- *$\alpha$ -corte*: sea  $A$  un conjunto difuso y sea  $\alpha \in [0,1]$  un número entre cero y uno.  $\alpha$ -corte de  $A$  es el conjunto, en el sentido usual, consistente de aquellos objetos cuyos grados de pertenencia al conjunto  $A$  superen, estrictamente, el valor de  $\alpha$ .
- *Altura de un conjunto difuso*: es el valor más grande de su función de pertenencia.
- *Conjunto difuso normalizado o moda*: si existe algún elemento  $x \in X$ , tal que pertenece al conjunto difuso totalmente, es decir, con grado uno.
- *Soporte de un conjunto difuso*: elementos  $x \in X$  que pertenecen al conjunto  $A$  con grado mayor a cero (ver las propiedades de un conjunto difuso en el Gráfico 3).

### 2.9.3 Funciones de Pertenencia

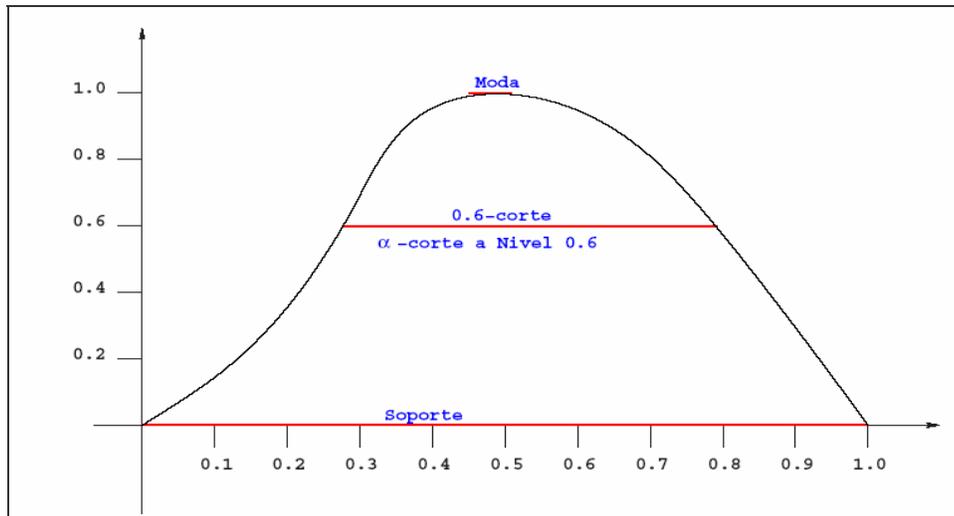
Es una función  $\mu_A(x)$ , que especifica el grado con el cual una entrada cualquiera pertenece a un conjunto difuso  $A$  ó es relativo a ese concepto. Podemos decir que una

---

<sup>4</sup> En el Anexo 1 se encuentra un ejemplo práctico sobre conjuntos difusos y términos difusos.

función de pertenencia es una curva que define como a cada punto en el espacio de entrada se le asigna un grado de pertenencia (valor entre cero y uno).

**Gráfico 3. Representación de las Propiedades de un Conjunto Difuso**



(Fuente: Viloria Joan. 2005)

### 2.9.4 Tipos de Funciones de Pertenencia

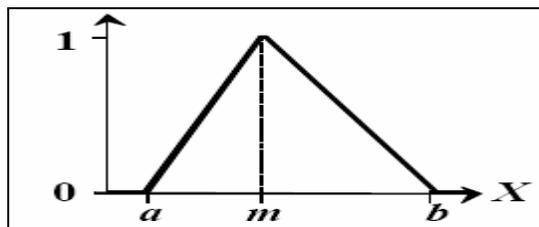
Generalmente se utilizan ciertas familias de formas estándar, las más frecuentes son: Triangular, Trapezoidal, Gaussiana, Sigmoidal, tipo  $\pi$  y tipo S.

Triangular: Definido por sus límites inferior  $a$  y superior  $b$ , y el valor modal  $m$ , tal que  $a < m < b$ .

La cual puede representarse como:

$$A(x; a, m, b) = \max \{ \min \{ (x-a)/(m-a), (b-x)/(b-m) \}, 0 \}$$

**Gráfico 4. Función Triangular**

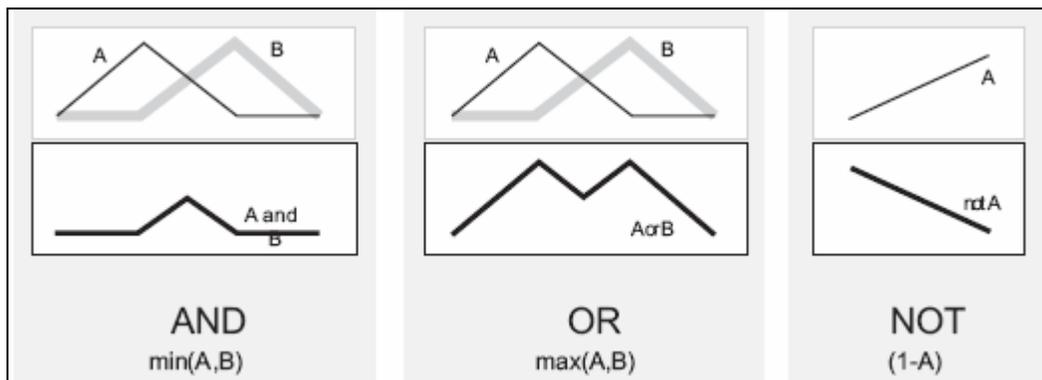


En el caso de la función Gauss la función de pertenencia  $f(x; \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$  esta depende de dos parámetros; su valor medio  $c$  y  $\sigma > 0$ .<sup>5</sup>

### 2.9.5 Operadores Lógicos Difusos

En lógica difusa los operadores son identificados como difusos y su correspondencia con los operadores clásicos de la lógica booleana (unión, intersección y negación), son la función mínimo para intersección, función máximo para unión y función complemento para negación (ver Gráfico 5).

**Gráfico 5. Representación de los Operadores Lógicos Difusos**<sup>6</sup>



### 2.10 Reglas Difusas

Los conjuntos difusos y los operadores difusos forman el sujeto y verbo de la lógica difusa y la forma de comprimirlos, es a través de las reglas difusas. Las reglas difusas son la representación en lenguaje natural del conocimiento (empírico ó no) que se tiene acerca de un problema del mundo real.

Las reglas difusas combinan uno o más conjuntos difusos de entrada, llamados antecedentes o premisas, y las asocian a un conjunto difuso de salida llamado consecuente. Estas reglas son las que permiten expresar el conocimiento que se dispone sobre la relación entre antecedentes y consecuentes [Martín del Brío y Sanz, 2002].

Una regla difusa ampliamente usada, es del tipo “Si-Entonces” por ejemplo:

<sup>5</sup> Ver otros tipos de Funciones de Pertenencia en el Anexo 2

<sup>6</sup> En el Anexo 3 otros tipos de operadores lógicos difusos

Si A es x Y B es y Entonces C es z

Donde los antecedentes son: A es x Y B es y

La consecuencia: C es z (Y el operador lógico de intersección)

### **2.10.1 Evaluación de las Reglas Difusas**

Las reglas difusas se deben evaluar en dos partes: primero, la evaluación de los antecedentes que involucra la fusificación de las entradas y la aplicación de los operadores lógicos difusos, y segundo, la aplicación que resulta de la consecuencia o implicación. La implicación es la que modifica al conjunto difuso de salida en el grado especificado por el antecedente.

Un ejemplo de reglas difusas es la siguiente:

Si el cielo es gris Y el viento es fuerte Y la presión es baja Entonces cierra el techo Y enciende las luces.

En esta regla los antecedentes están compuestos por tres partes y dos operadores lógicos, en donde, cielo, viento y presión son los conjuntos difusos de entrada, por su parte gris, fuerte y baja serían algunos de los términos difusos o subconjuntos asociados a esas etiquetas (cielo, viento, presión). Todas las partes que conforman los antecedentes son calculadas simultáneamente y llevadas a un solo número usando los operadores lógicos difusos. En el ejemplo las consecuencias serían: cierra el techo y enciende las luces. En este caso, todas las consecuencias son afectadas igualmente por el resultado de los antecedentes, éstas hacen referencia a uno o más conjuntos difusos asignados a la salida. Las reglas son un paso necesario en la creación de los sistemas de inferencia difusos.

### **2.11 Sistemas de Inferencia Difusos**

La inferencia difusa es el proceso de formulación del recorrido que se realiza desde una entrada dada hasta que se genera la salida usando para ello, lógica difusa. Es un método que interpreta los valores en el vector de entrada y basado en un conjunto de reglas, asigna valores al vector de salida. Esta formulación involucra: la escogencia de las funciones de pertenencia, la escogencia de los operadores lógicos difusos, el diseño de las reglas difusas, la elección del mecanismo de implicación y agregación de las

reglas difusas (mecanismo de inferencia), y finalmente, la escogencia del método de defusificación para la obtención de la salida del sistema.

Por lo general, existen dos tipos de sistemas de inferencia difusos (FIS) estos son: FIS tipo Mamdani y FIS tipo Sugeno. Mamdani es un tipo de inferencia en el cual los conjuntos difusos de la consecuencia de cada regla son combinados a través del operador de agregación y el conjunto resultante es defusificado para obtener la salida del sistema. Sugeno, por su lado, es un tipo de inferencia en el cual la consecuencia de cada regla es una combinación lineal de las variables de entrada y la salida es una combinación lineal ponderada de las consecuencias.

El método Sugeno fue introducido en 1985 por Takagi-Sugeno-Kang, es similar al método Mamdani en muchos aspectos. De hecho, las dos primeras partes del sistema de inferencia, fusificación de la entrada y aplicación de los operadores difusos son exactamente iguales, pero, en el último paso se utiliza como método de defusificación el promedio de las ponderaciones “weighted average” que para un total de “N” reglas se calcula como:

$$SalidaFinal = \frac{\sum_{i=1}^N W_i Z_i}{\sum_{i=1}^N W_i}$$

$Z_i$  es el nivel de salida de cada regla

$W_i$  Peso ponderado de cada regla

### **2.11.1 Funcionamiento de un Sistema de Inferencia Difuso**

En los FIS se realizan cinco pasos hasta la obtención de la salida.

*Paso 1.* Fusificación de las variables de entrada. Consiste en tomar las entradas y determinar el grado con el cual ellas pertenecen a cada conjunto difuso a través de las funciones de pertenencia. La entrada al proceso de fusificación siempre es un valor

numérico del mundo real o valor natural limitado al universo de discurso<sup>7</sup> de la variable de entrada. La salida al proceso es un grado de pertenencia el intervalo  $[0,1]$ .

*Paso 2.* Aplicación de los operadores lógicos difusos. Una vez que las entradas han sido fusificadas ya es conocido el grado con el cual cada parte de los antecedentes se satisface para cada regla. Si el antecedente de una regla dada tiene más de una parte, entonces el operador difuso es aplicado para obtener un solo número que represente el resultado del antecedente.

*Paso 3.* Implicación de los antecedentes a la consecuencia. Esta se realiza para modificar el conjunto difuso de la salida en el grado especificado por el antecedente. La entrada al proceso de implicación es el número dado por el antecedente y la salida es un conjunto difuso truncado.

*Paso 4.* Agregación de las consecuencias de las reglas. La agregación es el proceso en el cual los conjuntos difusos que representan a la salida de cada regla son combinados en una sola área o conjunto. La entrada al proceso de agregación es una lista de conjuntos difusos truncados resultantes del proceso de implicación y la salida es un conjunto difuso por cada variable de salida. Debido a que este proceso es conmutativo el orden en el cual son ejecutadas las reglas no es importante.

*Paso 5.* Desfusificación. La entrada al proceso de desfusificación es un conjunto difuso (resultante del proceso de agregación) y la salida es un número natural. El método de desfusificación más popular, para el caso Mamdani, es el centroide, el cual retorna el centro de un área bajo la curva. Para el caso Sugeno, es el promedio de las ponderaciones (ver ejemplo del funcionamiento de un FIS en el anexo 6).

## **2.12 Modelado Difuso Tradicional y su Enfoque Alternativo**

La aplicación de inferencia difusa tradicional se usa para modelar un sistema real en donde la estructura de reglas es esencialmente predeterminada por el conocimiento del usuario acerca de las características de las variables del modelo.

---

<sup>7</sup> Rango en la cual se observa la variable en el mundo real.

Una tarea importante en el diseño de sistemas de inferencia difusos es proveer una metodología para su desarrollo, es decir, la obtención sistemática de un modelo difuso a partir del conocimiento del sistema real que se quiere modelar. En el enfoque tradicional se hace mucho énfasis en el conocimiento de los expertos humanos, extrayendo de ellos las reglas difusas y las funciones de pertenencia necesarias. Este enfoque puede resumirse en los siguientes pasos:

- Selección de las variables de entrada y salida.
- Determinación de los universos de cada variable.
- Determinación de los conjuntos difusos en los que se descompone el universo de cada variable.
- Construcción del conjunto de reglas difusas que representan las relaciones entre las variables del sistema.
- Selección de un mecanismo de razonamiento difuso para la obtención de la salida del sistema.
- Modificación de los parámetros del sistema para aumentar la precisión del modelo.

En el ejemplo de la propina, mostrado en el Anexo 6, se observa que antes de construir el sistema de inferencia difuso, se tuvo que definir varios parámetros como los rangos y tipos de funciones de pertenencia para la entrada y salida, el diseño de las reglas, la cantidad de términos difusos para cada variable, etc.

Este enfoque tiene sus limitaciones evidentes ya que es necesario conocer casi todas las características o parámetros del sistema real que se desea modelar. Es por ello, que se ha incrementado el uso de los enfoques alternativos como los algoritmos de clasificación difusa y las técnicas adaptativas neuro-difusas, tendientes a la construcción automática de sistemas de inferencia difusos. En general, este modelado no conoce el funcionamiento interno del sistema real, y la información disponible es un conjunto de pares u observaciones de entrada-salida denominados conjuntos de entrenamiento, donde cada elemento de este conjunto es un patrón de entrenamiento.

Bajo este enfoque la construcción del sistema difuso se divide en dos etapas. En la primera etapa se determina su estructura, encontrando un conjunto de reglas y una partición del espacio de entrada que se adecue al sistema real. En la segunda etapa se identifican los parámetros (funciones de pertenencia y coeficientes lineales) que describen de forma más precisa el sistema modelado.

### **2.13 Clasificación Difusa**

La clasificación difusa tiene sus orígenes en Dunn (1973), y posteriormente generalizado por Bezdek (1981), con el algoritmo “fuzzy c-means”.

Se define como una técnica diseñada para alcanzar una determinada representación de un espacio vectorial de vectores de entrada, basado en la medición de las distancias euclidianas entre vectores. Esta técnica ha sido útil para determinar las reglas difusas que describen un sistema desconocido o caja negra [Martín del Brío y Sanz, 2002].

Los algoritmos basados en clasificación difusa son ampliamente utilizados, no solamente para la construcción de los modelos difusos, sino también en aplicaciones de compresión, organización y clasificación de información. Estas técnicas pueden utilizarse también para la obtención de los parámetros iniciales de las reglas en sistemas de inferencia difusos [Bruno, 1999].

#### **2.13.1 Algoritmo “Subtractive Clustering” para Clasificación Difusa**

Es un algoritmo de un solo paso que se encarga de encontrar el número de conglomerados y sus ubicaciones en un conjunto de datos, propuesto por Chiu, S. (1994) como una extensión del método “mountain clustering”, impuesto por Yager (1981). Este método asume que cualquier punto tiene potencial para ser el centro de un conglomerado, por lo que calcula una medida de probabilidad con el cual cada punto definiría el centro del conglomerado, basado en la densidad de todos los puntos a su alrededor. Unos de los parámetros necesarios para el funcionamiento del algoritmo es el radio el cual puede ser un vector ó un escalar que varía entre cero y uno y que especifica el rango de influencia del centro de los conglomerados en cada una de las dimensiones

de los datos. Valores pequeños para este radio, generan una gran cantidad de grupos, valores aceptables para este parámetro generalmente están entre 0,2 y 0,5.

*El algoritmo “subtractive clustering” realiza los siguientes pasos:*

1. Selecciona el punto con el más alto potencial para ser el centro de un conglomerado.
2. Remueve todos los puntos en la vecindad del primer centro del conglomerado basándose en el radio, de manera de determinar la ubicación del siguiente punto que será el centro de un conglomerado.
3. Continúa iterando hasta que todos los puntos acorde con el radio especificado, pertenezcan a un conglomerado.

Para entender el significado del radio de influencia, a continuación el siguiente ejemplo: si el radio es [0.50 0.25], es decir, tomando el radio como un vector, estaríamos especificando que el rango de influencia del centro de los conglomerados en la primera dimensión de los datos es la mitad del ancho del espacio de los datos y en la segunda dimensión es un cuarto del ancho del espacio de los datos. Si usamos al radio como un escalar, entonces ese valor es aplicado a todas las dimensiones de los datos. En otras palabras, para un radio dado, cada centro del conglomerado creará a su alrededor un vecindario de influencia esférico.

### **2.13.2 Uso del Algoritmo “Subtractive Clustering” en MATLAB**

El método “subtractive clustering” es utilizado para generar sistemas de inferencia difusos (FIS) automáticamente, basados en los conglomerados creados. La función que lleva a cabo esta tarea en MATLAB 7.0<sup>8</sup>, se denomina “genfis2”, y genera un FIS tipo Sugeno de un conjunto de datos de entrada-salida usando para ello la función “subclust”, que es la encargada de generar la cantidad de conglomerados y la ubicación de sus centros.

La función “genfis2” utiliza la información generada por “subclust” y genera los parámetros de las funciones de pertenencia en la entrada y salida de los FIS y construye los sistemas de inferencia difusos. Adicionalmente, “genfis2” determina el número de

---

<sup>8</sup> The Math Works, Inc. Matlab Version 7.0.0.19920(R14) June 2004

reglas basándose en el número de conglomerados generados, determina los antecedentes y finalmente usa estimación lineal de mínimos cuadrados para determinar las consecuencias de cada regla.

*Los argumentos mínimos requeridos para utilizar la función “genfis2” son:*

1. La matriz de los valores de entrada de un conjunto de datos.
2. La matriz o vector de salida de un conjunto de datos.
3. El radio de influencia de los conglomerados.

Cuando se tiene una sola salida, “genfis2” es utilizado para generar un FIS inicial el cual pueda ser mejorado con la técnica de aprendizaje adaptativa neuro-difusa ANFIS. El propósito es ajustar los valores de los parámetros (funciones de pertenencia, coeficientes lineales, etc.) de manera que el modelo pueda describir en forma satisfactoria al sistema real.

#### **2.14 Técnica Adaptativa Neuro-Difusa ANFIS**

El acrónimo ANFIS deriva su nombre de “Adaptative Neuro Fuzzy Inference System”. Esta técnica es utilizada para crear o mejorar sistemas de inferencia difusos de tipo Sugeno. Estas técnicas, combinan los sistemas de inferencia difusos y las redes neuronales, aprovechando las características sobresalientes de cada modelo. Por un lado, los FIS proveen un mecanismo intuitivo y de alto nivel para representar el conocimiento mediante la utilización de reglas Si-Entonces; y por el otro, las redes neuronales poseen un alto grado de adaptabilidad, capacidad de aprendizaje y generalización. La construcción de herramientas que se nutren de estas dos áreas constituye un mecanismo eficiente a la hora de modelar sistemas reales.

La idea básica detrás de esta técnica es muy simple: proveer al proceso de modelado difuso un método que aprenda la información contenida en un conjunto de datos. Ahora si ya existe un FIS inicial, se utiliza para optimizar los parámetros de las funciones de pertenencia.

##### **2.14.1 Funcionamiento de ANFIS**

Este método funciona similar a una red neuronal. ANFIS usa un conjunto de datos de entrada-salida dados y comienza a ajustar los parámetros de la función de

pertenencia continuamente usando el algoritmo “backpropagation”, o una combinación de este con el método de mínimos cuadrados. Esto permite que el FIS aprenda de los datos que se están modelando. Los parámetros asociados con las funciones de pertenencia cambiarán a través del proceso de aprendizaje.

El cálculo o ajuste de estos parámetros son llevados a cabo por medio de un vector gradiente, el cual provee una medida de que tan bien el FIS está modelando los datos de entrada-salida para ese conjunto dado de parámetros.

Los parámetros de las funciones de pertenencia se modifican de acuerdo al criterio de error escogido.

*En MATLAB Los argumentos mínimos para utilizar la función ANFIS cuando se posee un FIS inicial son:*

- Una matriz que contenga los datos de entrenamiento presentados al FIS inicialmente creado y los valores de salida de ese conjunto de entrenamiento.
- El nombre de la estructura del FIS inicial al cual se desea mejorar.
- Un vector compuesto de tres parámetros: número de épocas ó ciclos de entrenamiento, el error mínimo deseado durante el entrenamiento y el tamaño del paso entre las iteraciones.

El método ANFIS se detiene cuando el número de épocas es alcanzado o el error deseado es menor o igual al requerido. ANFIS también puede ser invocado usando el argumento opcional para prueba de modelos. El tipo de prueba que se realiza con esta opción es llamada: chequeo de sobreajuste del modelo, y el argumento necesario es el conjunto de los datos usados para la validación o prueba.

## **2.15 Antecedentes de la Investigación**

Por su naturaleza, los modelos de clasificación/predicción del Riesgo Bancario, generalmente son desarrollados en los campos de estadística e inteligencia artificial. A nivel Internacional encontramos modelos basados en técnicas estadísticas e inteligencia artificial que han contribuido de alguna forma al desarrollo de la investigación, podemos citar: Modelos basados en Análisis Discriminante, Regresión Logística y Redes

Neuronales. ALTMAN Edward (2002), SERRA Cesar (2000) y BARBRO Back (1996), respectivamente. A nivel Nacional, encontramos modelos basados en técnicas estadísticas y no paramétricas tales como: Análisis de los Principales Indicadores Utilizados por SUDEBAN, Clasificación del Riesgo Bancario Basado en la Concentración de Depósitos y Sistema de Calificaciones de Aspectos Bancarios basado en CAMEL. PEROZO Samahir (2003), FUENTES Alexander (2003) y ARTECHE Corina (2004), respectivamente.

En la revisión de las fuentes bibliográficas y electrónicas se determinó que no existen estudios realizados a nivel nacional, y en particular, en el contexto regional, en la clasificación/predicción del Riesgo Bancario usando lógica difusa.

## **2.16 Definición de Conceptos<sup>9</sup>**

Riesgo Estratégico. Resultante de los cambios fundamentales en la economía o en el entorno político, La expropiación y nacionalización son considerados riesgos estratégicos.

Solvencia. Es la capacidad de la empresa para hacer frente a sus obligaciones a corto plazo.

Rentabilidad. Es la razón de ser de toda la empresa, nos indica la renta o retorno que los accionistas perciben a cambio de la inversión, riesgo y esfuerzo que desarrollan.

Productividad. Es hacer más productos con los mismos insumos materiales y financieros.

Activo. Es el conjunto de los bienes y derechos tangibles e intangibles de propiedad de una persona natural o jurídica que, por lo general, son generadores de renta o fuente de beneficios.

Pasivo. Es el conjunto de las obligaciones contraídas por una persona natural o jurídica, por la adquisición a terceros de bienes, servicios o derechos tangibles o intangibles.

---

<sup>9</sup> Estas definiciones corresponden a extracciones textuales de Pérez Jorge (2001). En el Anexo 15 se puede observar un esquema de los componentes del Riesgo Financiero.

Estas obligaciones son pagaderas en dinero, en bienes o en servicios en el corto, mediano o largo plazo.

## 2.16 Sistema de Variables

La variable dependiente se refiere al nivel de Riesgo Financiero de una institución bancaria. Al hacer referencia a las calificaciones en CAMEL (cinco categorías, del uno al cinco), se categorizó la variable dependiente de igual modo en cinco niveles: Riesgo Muy Bajo, Bajo, Medio, Alto y Muy Alto.

La variable independiente estuvo conformada por un total de veinte Razones Financieras estimadas para los bancos comerciales/universales a partir de sus balances de publicación y estados de resultados.

**Tabla 2. Caracterización de la Variable Riesgo Financiero**

Variable Nominal	Definición Conceptual	Dimensiones	Indicadores
<b>Riesgo Financiero</b>	"Incertidumbre asociada al rendimiento de la inversión debido a las obligaciones contraídas"	Riesgo Mercado	Razones Financieras Tasas de Interés, PIB, IPC, Riesgo País, etc.
		Riesgo Crédito	Razones Financieras
		Riesgo Liquidez	Razones Financieras
		Riesgo Operacional	Razones Financieras
		Riesgo Legal	Otros

En la Tabla 2, se muestra la variable nominal o de estudio, Riesgo Financiero, cuyas cinco dimensiones o componentes son Mercado, Crédito, Liquidez, Operacional y Legal. Los indicadores necesarios para determinar el componente Riesgo de Mercado son las variables macroeconómicas (Tasas de Interés, PIB, IPC, Riesgo País) y las microeconómicas (Razones Financieras). Debido a la información disponible la presente investigación se realizó con aquellos componentes que pudieran ser determinados sólo con variables microeconómicas.

## **Capítulo III**

### **Marco Experimental**

#### **3.1 Consideraciones Generales**

En este capítulo se desarrollan los pasos seguidos para la obtención de la clasificación/predicción del Riesgo Financiero en la banca comercial y universal venezolana durante el periodo 1996-2004. Para ello, se construyó una base de datos compuesta por un conjunto de Razones Financieras que sirvieron como variables de entrada a los modelos difusos de calificación. A estas razones se les aplicó técnicas de preprocesamiento de datos. Luego, se desarrolló un sistema de calificación de aspectos bancarios basado en la metodología CAMEL, que sirvió como variable de salida. A continuación se describen los pasos seguidos en la construcción de los modelos difusos de calificación basados en la técnica “subtractive clustering”, y finalmente, el procedimiento utilizado para determinar el Riesgo Financiero y sus componentes, así como la construcción de las escalas de clasificación correspondientes.

#### **3.2 Pasos Seguidos en la Construcción de la Base de Datos de la Banca**

Una de las grandes dificultades enfrentadas durante la realización del estudio de riesgo en la banca fue la inaccesibilidad a una base de datos en formato electrónico, que se perfilara como confiable, proviniera de una fuente oficial, y que tuviera una estructura homogénea; por lo cual se procedió a la recolección y organización de toda la información y se logró construir la base de datos requerida.

##### **3.2.1 Origen de los Datos**

Todos los datos fueron obtenidos de la Superintendencia de Bancos de la siguiente manera:

- Las Razones Financieras de los bancos comerciales desde diciembre de 1992 hasta el año 1996, fueron tomadas en formato impreso del Boletín Trimestral de la Superintendencia de Bancos.
- Los datos correspondientes al período 1996-1997, específicamente los Balances de Publicación y Estados de Resultados de la banca comercial y universal con

periodicidad mensual, fueron suministrados de manera electrónica por el Departamento de Estadística de la Superintendencia de Bancos.

- Los Balances de Publicación y Estados de Resultados de la banca comercial y universal para el período 1998-2004, fueron recuperados con periodicidad mensual desde el sitio Web de la Superintendencia de Bancos.<sup>10</sup>

### **3.2.2 Revisión y Cálculo de las Razones Financieras**

- Se revisaron y registraron en electrónico todas las Razones Financieras publicadas mediante Boletín Trimestral disponibles en formato impreso para la banca comercial y universal durante el período 1992-1996. En este proceso se pudo identificar las diferentes Razones Financieras empleadas por la Superintendencia para monitorear la banca, destacándose la falta de continuidad y la variabilidad en los conceptos asociados con las mismas.
- Para los Períodos 1997-2004, se procedió a realizar el cálculo de las Razones Financieras provenientes de los Balances de Publicación y Estados de Resultados, a través del uso de una plantilla Excel, diseñada para tal fin.
- Se revisó la metodología de estimación de las Razones Financieras empleadas por la Superintendencia de Bancos desde 1992 hasta el 2004. Se prestó especial atención a los conceptos y cuentas que constituían cada razón en cada período. Así mismo, se procedió a revisar las metodologías de estimación de las Razones Financieras para la banca creadas por la Superintendencia de Colombia y otras presentadas en investigaciones relacionadas. Se analizaron setenta y tres Razones Financieras y posteriormente, se procedió a identificar cuales podrían ser construidas a partir de la información disponible.
- Se restringió el periodo de estudio al excluir las Razones Financieras desde 1992 hasta 1995, debido a que no cumplían con el paso previo [Grupo Banca, 2005].
- El nuevo período de estudio quedó conformado desde junio del 1996 hasta diciembre del 2004. Se revisaron las estructuras de cuentas de los Balances de Publicación y

---

<sup>10</sup> <http://www.sudeban.gob.ve>

Estados de Resultados para la banca comercial y universal y se observó que estas estructuras variaban cada cierto período e imposibilitaba la compilación de los datos en una base única. En otras palabras, los indicadores presentes en los Balances de Publicación y Estado de Resultados, necesarios para obtener las Razones Financieras, variaban su forma de cálculo en distintos períodos. Por lo cual, se procedió a reconocer las estructuras presentes y se homogeneizó y compiló el conjunto de datos en subperíodos caracterizados por poseer una misma estructura financiera.

Las estructuras reconocidas fueron las siguientes:

Para los Balances de Publicación se reconocieron dos estructuras de cuentas:

- Subperíodo 1: Desde junio de 1996 hasta junio de 1999.
- Subperíodo 2: Desde Julio de 1999 hasta Diciembre de 2004.

Para los Estados de Resultados se reconocieron las siguientes estructuras:

- Subperíodo 1: Desde Junio 1996 hasta Junio 1999
- Subperíodo 2: Desde Julio 1999 hasta Noviembre 2002
- Subperíodo 3: Desde Diciembre de 2002 hasta Diciembre de 2004.

### **3.2.3 Razones Financieras Seleccionadas**

Se construyó la primera base de datos de la banca la cual estuvo conformada por más de seis mil registros correspondientes a cincuenta y cinco bancos y setenta y tres Razones Financieras, con periodicidad mensual, durante el período 1996-2004. Posterior a esta preparación de datos se observó que durante el período de estudio, muchos bancos se fusionaron o dejaron de operar; otros no reportaban cartera de créditos, indispensable en el estudio; algunos presentaban períodos incompletos. Se decidió utilizar aquellos bancos sin estas deficiencias de información. Se creó, una nueva base de datos conformada por los siguientes bancos: *BANESCO, BANFOANDES, CANARIAS DE VENEZUELA, CARIBE, CARONI, CITY BANK, CONFEDERADO, EXTERIOR, FEDERAL, GUAYANA, INDUSTRIAL DE VENEZUELA, MERCANTIL, OCCIDENTAL DE DESCUENTO, PLAZA, PROVINCIAL, SOFITASA, VENEZOLANO DE CREDITO y VENEZUELA*. Posterior a esta revisión de limpieza y

consistencia, se seleccionaron aquellas Razones Financieras que pudieran ser estimadas con la información disponible y que respondieran a los aspectos bancarios analizados por la metodología CAMEL. En definitiva, para los dieciocho bancos seleccionados se escogieron veintitrés Razones Financieras, como se muestran en la Tabla 3.

**Tabla 3. Razones Financieras Seleccionadas**

Razón Financiera	Forma de Cálculo
RF1	Patrimonio/ Activo Total
RF2	(Patrimonio + Gestión Operativa) / Activo Total
RF3	Otros Activos / Patrimonio
RF4	Activos Improductivos Brutos / (Patrimonio + Gestión Operativa)
RF5	Provisión de Cartera de Crédito / Cartera Inmovilizada Bruta
RF6	Provisión de Cartera de Crédito / Cartera Crédito Bruta
RF7	Otros Activos / Activo Total
RF8	Activo Improductivo / Activo Total
RF9	Cartera Inmovilizada Bruta / Cartera de Crédito Bruta
RF10	Gastos de Transformación / Activo Promedio
RF11	Gastos del Personal / Captaciones del Público Promedio
RF12	Gastos Operativos / Margen Financiero Bruto
RF13	Margen de Intermediación Financiera / Ingresos Financieros
RF14	Ingresos por Cartera de Crédito / Cartera de Crédito Neta Promedio
RF15	Ingresos por Cartera de Crédito / Cartera de Crédito Bruta Promedio
RF16	Margen Financiero Bruto / Activo Total Promedio
RF17	Ingresos por Servicios Financieros / Margen Financiero Bruto
RF18	(Disponibilidades – Rendimiento por Cobrar por Disponibilidades) / (Captaciones del Público – Gastos por Pagar)
RF19	(Disponibilidades – Rendimiento por Cobrar Disponibilidades +Inversiones Títulos valores –Rendimiento por Cobrar por Inversiones Títulos valores) / (Captaciones del Público – Gastos por Pagar)
RF20	Cartera de Crédito Neta / (Captaciones del Público – Gastos por Pagar)
RF21	Cartera Vigente Bruta / Captaciones Totales
RF22	Cartera Crédito Neta / Captaciones Totales
RF23	Cartera de Inversión / Captaciones Totales

### **3.3 Preprocesamiento de los Datos de la Banca**

La base de datos de la banca quedó conformada por mil ochocientas cincuenta y cuatro observaciones y veintitrés variables. Hay que destacar, que se seleccionaron dieciocho bancos y veintitrés Razones Financieras con periodicidad mensual desde junio de 1996 hasta diciembre del 2004, para un total de ciento tres períodos bancarios. Por lo tanto, cada observación representa un banco en un período determinado, por ejemplo, la primera observación está representada por Banesco-Junio1996, y la última por Venezuela-Diciembre2004. A continuación se detallan los resultados obtenidos luego del preprocesamiento realizado a la base de datos de la banca.

#### **3.3.1 Bancos que Presentaron Razones Financieras con Valores Faltantes**

A pesar del proceso realizado en la construcción y organización de los datos, se presentaron problemas de información para algunas observaciones en determinados períodos. En este sentido, los bancos Banfoandes y Plaza fueron excluidos de la investigación por presentar valores faltantes. El estudio se realizó con los siguientes bancos: *BANESCO, CANARIAS DE VENEZUELA, CARIBE, CARONI, CITY BANK, CONFEDERADO, EXTERIOR, FEDERAL, GUAYANA, INDUSTRIAL DE VENEZUELA, MERCANTIL, OCCIDENTAL DE DESCUENTO, PROVINCIAL, SOFITASA, VENEZOLANO DE CREDITO y VENEZUELA.*

#### **3.3.2 Bancos que Presentaron Razones Financieras con Valores Atípicos**

Con el propósito de estudiar el comportamiento y corregir posibles errores de cálculo cometidos en la estimación de las variables se construyeron los diagramas de cajas ó “Boxplot” para cada una de las Razones Financieras seleccionadas. En el capítulo siguiente se encuentran los resultados más importantes obtenidos con este procedimiento.

#### **3.3.3 Reducción del Número de Razones Financieras**

En vista de que las Razones Financieras fueron construidas mediante fracciones relativas provenientes de la estructura de cuentas de cada banco, era presumible la existencia de alta colinealidad entre algunas de ellas. De este modo, se realizó un estudio de correlación de los datos, encontrando que existían razones con correlación absoluta (100%). Se decidió, con la consulta a un experto en el área financiera, eliminar las

razones que presentaban este fenómeno. Las tres razones altamente correlacionadas y eliminadas fueron:  $(\text{Patrimonio} + \text{Gestión Operativa}) / \text{Activo Total}$ ,  $\text{Cartera de Crédito Neta} / (\text{Captaciones del Público} - \text{Gastos por Pagar})$  y  $\text{Cartera Crédito Neta} / \text{Captaciones Totales}$ .

### **3.3.4 Redefinición de las Variables de Entrada**

La reducción del número de Razones Financieras, de veintitrés a veinte, condujo a una redefinición de las variables de entrada. Luego del preprocesamiento, la base de datos de la banca, quedó definida por dieciséis bancos y veinte variables, durante ciento tres periodos, para un total de mil seiscientos cuarenta y ocho observaciones. En el anexo 1 se pueden observar la Razones Financieras que corresponden a cada variable de entrada, su forma de cálculo, el aspecto bancario evaluado por cada variable, y finalmente el tipo riesgo asociado a ellas. Por ejemplo, la variable tres quedó definida por la Razón Financiera cuatro la cual se obtiene dividiendo los *Activos Improductivos Brutos* y el resultado de sumar el *Patrimonio* y la *Gestión Operativa*, esta variable evalúa el aspecto bancario Capital y su comportamiento tiene influencia en el Riesgo de Liquidez.<sup>11</sup>

### **3.3.5 Selección de las Observaciones para Entrenamiento y Prueba**

La selección de las observaciones para el entrenamiento de los modelos difusos de calificación se realizó utilizando la técnica de muestreo aleatorio estratificado. Se crearon treinta muestras estratificadas de ciento ochenta y nueve patrones cada una y de las restantes mil cuatrocientas cincuenta y nueve observaciones se seleccionaron cincuenta patrones de manera aleatoria para la prueba de los modelos.<sup>12</sup>

## **3.4 Construcción de un Sistema de Calificación Basado en CAMEL**

Una vez definidas las variables de entrada el siguiente paso fue crear un sistema de calificación de aspectos bancarios basado en la metodología CAMEL, que permitiera la identificación y construcción de la variable de salida para cada aspecto bancario necesaria para la construcción de los modelos difusos de calificación.

---

<sup>11</sup> En el anexo 5 se encuentra una tabla con la redefinición de las variables de entrada.

<sup>12</sup> Ver en el anexo 6 el algoritmo utilizado para escoger los vectores de entrenamiento y prueba.

El algoritmo seguido en la construcción de la variable de salida consistió en los siguientes pasos:

*Paso 1.* Se calcula la media aritmética y la desviación estándar de las veinte variables para todo el periodo de estudio (1996-2004).

*Paso 2.* Se compara el valor de la media aritmética de la variable uno para todo el período, con el valor de la variable uno de una observación individual (banco-período). Esto se realiza hasta la variable veinte.

*Paso 3.* Si el resultado de la comparación es mayor a dos desviaciones estándar positivas, la observación individual se califica con un cinco, si por el contrario el resultado de la comparación es mayor a una desviación estándar y menor a dos, la observación se calificaba con un cuatro.

Un ejemplo de un sistema de calificación se muestra en el Tabla 4, la variable que se quiere calificar para cuatro bancos es IND, por lo tanto, se calculó la media aritmética de IND para la banca y se comparó con el valor IND de cada banco. Para el banco A, IND fue 6,7 y la media aritmética 6,6. Esto equivale 0,1 desviaciones estándar positivas con respecto a la media, es decir el rango  $[-1\sigma, +\sigma)$ , luego tomando el criterio Mientras Mayor la Razón Mejor la Calificación, la variable obtendría un tres.

**Tabla 4. Ejemplo de un Sistema de Calificación Basado en CAMEL**

BANCA	IND	PROMEDIO	DESVIACION	DIFERENCIA	CALIFICACION
BANCO A	6.7	6.6	1.0	+0.1	3.0
BANCO B	6.3	6.6	1.0	-0.3	3.0
BANCO C	4.5	6.6	1.0	-2.1	1.0
BANCO D	8.7	6.6	1.0	+2.1	5.0

En el ejemplo anterior se muestra la calificación de una sola variable por banco, Sin embargo, en esta investigación se desea calificar “n” variables por aspecto bancario. Por ejemplo, el aspecto capital, está compuesto por tres variables, por lo tanto para obtener la calificación de este aspecto, primero se califican las tres variables siguiendo la metodología CAMEL anteriormente explicada, y luego se calcula el promedio de las calificaciones obtenidas por las variables.

### 3.5 Construcción de los Modelos Difusos de Calificación

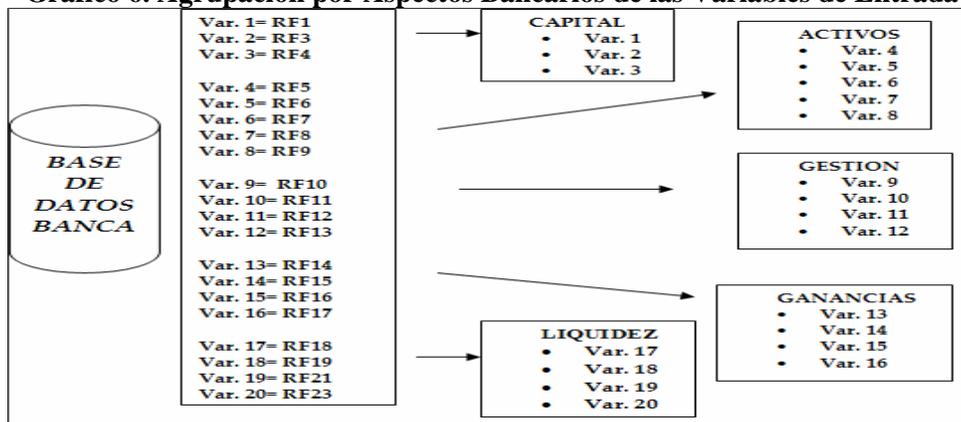
A través del algoritmo de clasificación difusa “subtractive clustering” y por medio de la función “genfis2”, del programa MATLAB 7.0, se construyeron los modelos difusos de calificación para cada aspecto bancario, se consideraron los definidos por la metodología CAMEL: Capital, Activos, Gestión Administrativa, Ganancias y Liquidez, “genfis2” construye los modelos utilizando un conjunto de datos de entrada y salida y un parámetro llamado radio, los pasos seguidos para generar los modelos fueron:

*Paso 1.* Se separó por aspecto las veinte variables de entrada según se muestra en el Gráfico 6 y se construyeron cinco subconjuntos de datos para estos grupos. Estos subconjuntos estuvieron conformados por las variables de entrada y una variable de salida. La variable de salida que se empleó fue la generada por la metodología CAMEL definida en el apartado anterior.

*Paso 2.* Se seleccionaron las observaciones que servirían para entrenamiento y prueba de los modelos difusos de calificación, basados en el algoritmo definido en el apartado 3.3.5.

*Paso 3.* Para cada subconjunto de datos se varió el radio de influencia de los conglomerados. Como este radio puede tomar valores continuos entre cero y uno, y además no existe un valor ideal, se realizó la variación comenzando en 0,70 hasta 0,11 con decrementos de 0,01.

**Gráfico 6. Agrupación por Aspectos Bancarios de las Variables de Entrada**



Este enfoque permitió evaluar sesenta submodelos para cada una de las treinta muestras de entrenamiento, alrededor de mil ochocientos modelos por aspecto bancario. En total más de nueve mil modelos difusos.

### **3.6 Escogencia del Radio para los Modelos Difusos de Calificación**

Se escogió por cada muestra de entrenamiento-prueba el modelo que obtuvo el error más bajo entre los sesenta posibles. Es decir, para el conjunto de entrenamiento uno y hasta el treinta, para el aspecto Capital, se generaron sesenta modelos y se escogió el radio con el cual el modelo obtuvo el error más pequeño en la prueba aplicada.<sup>13</sup>

### **3.7 Procedimiento para Determinar el Riesgo Financiero y sus Componentes**

Una vez que se han generado los modelos difusos de calificación el siguiente paso consistió en determinar el nivel del Riesgo Financiero y sus componentes, objetivo principal de la investigación. A continuación se describen los pasos seguidos:

**Paso 1.** Para cada aspecto del banco se calcularon las Razones Financieras correspondientes a Capital, Activos, Gestión Administrativa, Ganancias y Liquidez, luego se evaluaron en los modelos difusos y se obtuvo la calificación para cada aspecto.

**Paso 2.** Basados en el tipo de riesgo asociado a las Razones Financieras (Anexo 5) se determinó el nivel de Riesgo de Liquidez, Crédito y Operacional para cada banco. Para hallar el nivel de Riesgo de Liquidez se sumaron las calificaciones obtenidas en los modelos difusos Capital y Liquidez. Para el Riesgo de Crédito, la calificación obtenida por el modelo de Activos, y finalmente, para el Riesgo Operacional, se sumaron las calificaciones obtenidas en los modelos difusos Gestión Administrativa y Ganancias.

**Paso 3.** Se determinó el nivel de Riesgo Financiero sumando los valores obtenidos en el Riesgo de Liquidez, Operacional y Crédito. En el Gráfico 7 se puede observar el método utilizado para la determinación del Riesgo Financiero y sus componentes. Cada modelo de calificación difuso es sumado dependiendo del componente que se desea determinar, todas las calificaciones son ponderadas con un peso igual a uno, es decir, el

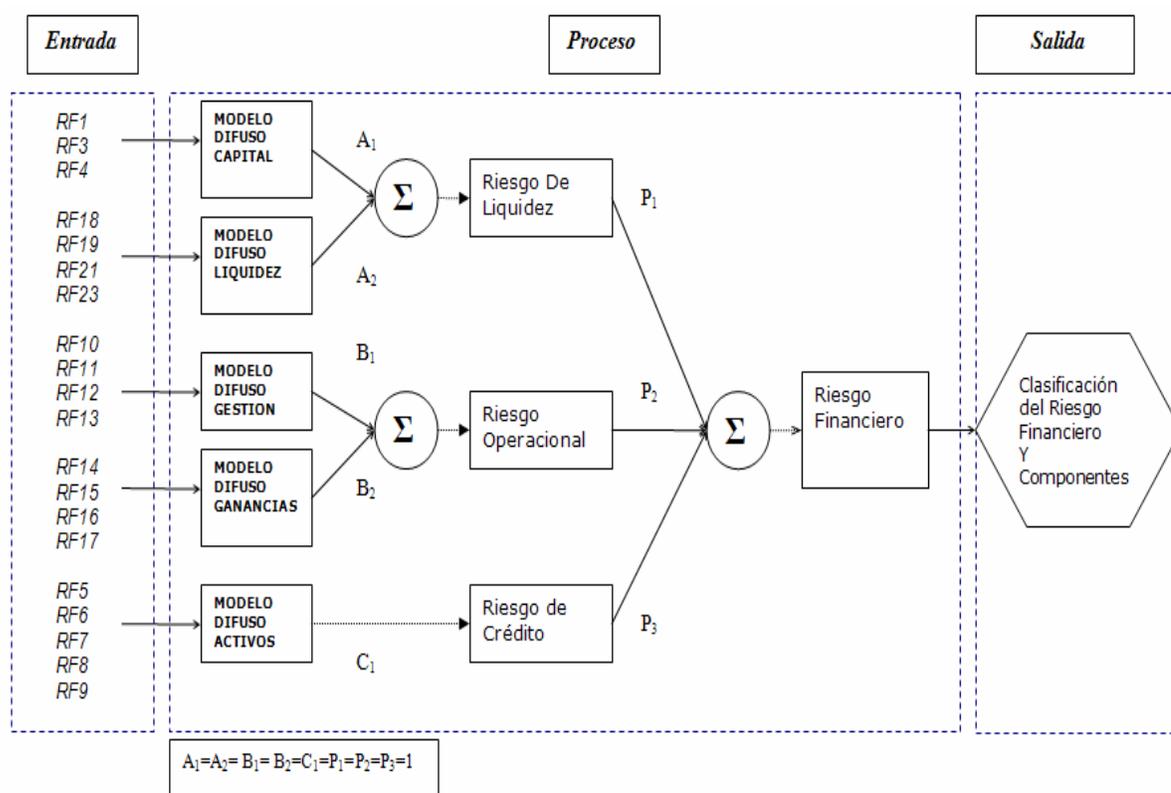
---

<sup>13</sup> Ver los resultados obtenidos para las treinta muestras de entrenamiento-prueba en el Capítulo IV.

aporte de cada calificación a los componentes y el aporte de cada componente al Riesgo Financiero tienen la misma importancia.

**Paso 4.** Finalmente Los niveles obtenidos por cada riesgo son ubicados en las escalas de clasificación de riesgo construidas en el punto 3.8 y de esta forma se obtiene la clasificación del Riesgo Financiero y sus componentes.

**Gráfico 7. Herramienta para la Clasificación del Riesgo Financiero y sus Componentes**



### 3.8 Construcción de las Escalas de Clasificación de Riesgo

Como se muestra en las Tablas 6, 7 y 8 se crearon cinco niveles de riesgos. Se consideraron estos niveles de la misma manera que lo hace la metodología CAMEL empleada. Para la construcción de la escala del Riesgo Financiero se dividió la puntuación global máxima, que podría conseguir cualquier institución menos la puntuación global mínima, entre los niveles de riesgos determinados. Como  $(25-5)/5=4$ ,

se construyeron cinco intervalos con amplitud cuatro. De la misma forma, se construyeron las escalas correspondientes a los componentes del Riesgo Financiero.

**Tabla 5. Escala de Clasificación del Riesgo Financiero**

Rango del riesgo	Nivel de riesgo	Descripción del nivel de riesgo
[25-21]	Muy Bajo	Bancos excelentes en todas sus áreas, son instituciones sanas con un riesgo muy bajo para el sector.
[21-17]	Bajo	Bancos buenos que presentan pequeñas debilidades en algunas de sus áreas y representan un riesgo bajo para el sector.
[17-13]	Medio	Bancos que presentan irregularidades en algunas de sus áreas, y representan un riesgo preocupante para el sector.
[13-9]	Alto	Bancos que muestran prácticas inseguras e insanas y representan un riesgo alto para el sector.
[5-9]	Muy Alto	Bancos que representan un riesgo muy alto para el fondo de seguro de depósito y su probabilidad de quiebra es muy alta.

**Tabla 6. Escala de Clasificación del Riesgo de Liquidez y Operacional**

Rango de Puntuación	Clasificación del riesgo
10.0- 8.40	Riesgo Muy Bajo
8.39- 6.80	Riesgo Bajo
6.79- 5.20	Riesgo Medio
5.19- 3.60	Riesgo Alto
3.59- 2.00	Riesgo Muy Alto

**Tabla 7. Escala de Clasificación del Riesgo de Crédito**

Rango de Puntuación	Clasificación del riesgo
5.00- 4.20	Riesgo Muy Bajo
4.19- 3.40	Riesgo Bajo
3.39- 2.60	Riesgo Medio
2.59- 1.80	Riesgo Alto
1.79- 1.00	Riesgo Muy Alto

## Capítulo IV

### Resultados y Análisis Realizados

#### 4.1 Consideraciones Generales

En este capítulo se describen y analizan los resultados obtenidos por las técnicas empleadas para la construcción de los modelos difusos de calificación. De acuerdo a la metodología propuesta en el capítulo anterior, se irán desarrollando cada uno de los pasos que componen el algoritmo general.

#### 4.2 Bancos que Presentaron Razones Financieras con Valores Faltantes

Como se observa en la Tabla 8, el banco Plaza no presentó información desde Enero hasta Septiembre de 1997 en la Razón Financiera catorce, (*Ingresos por Cartera de Crédito / Cartera de Crédito Neta Promedio*). De la misma manera, Banfoandes presentó datos faltantes para esta Razón Financiera desde Enero hasta Marzo de 1999. Con el fin de mantener una base de datos homogénea y balanceada, las ciento tres observaciones desde Junio de 1996 hasta Diciembre de 2004 de los bancos Plaza y Banfoandes fueron eliminadas del conjunto de datos. De ahí, la investigación se realizó con las restantes observaciones.

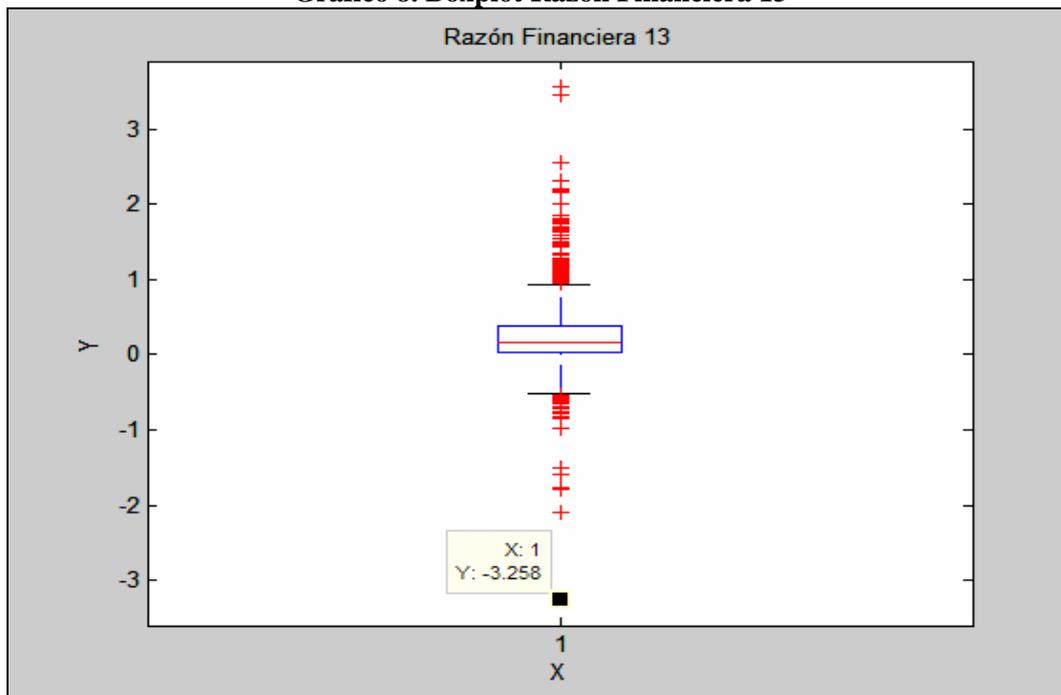
**Tabla 8. Observaciones con Valores Faltantes**

Observación	Banco	Período
140	Plaza	Enero 97
158	Plaza	Febrero 97
176	Plaza	Marzo 97
194	Plaza	Abril 97
212	Plaza	Mayo 97
230	Plaza	Junio 97
248	Plaza	Julio 97
266	Plaza	Agosto 97
284	Plaza	Septiembre 97
560	Banfoandes	Enero 99
578	Banfoandes	Febrero 99
596	Banfoandes	Marzo 99

### 4.3 Bancos que Presentaron Razones Financieras con Valores Atípicos

A través de la función Boxplot de MATLAB, se obtuvieron los diagramas de cajas de las veinte Razones Financieras consideradas. A manera de mostrar el funcionamiento de esta técnica se analizó en detalle los resultados obtenidos de dos Razones Financieras que muestran ser las más resaltantes en cuanto a que ellas presentaron mayor presencia de valores atípicos ó no. En primer lugar la Razón Financiera trece (*Margen de Intermediación Financiera / Ingresos Financieros*). El Gráfico 8 representa el Boxplot de esta Razón Financiera; de acuerdo como se explicó en el Capítulo II, en el punto 2.7.2, en este caso en particular, la caja está compuesta por el cuartil superior ubicado en 0,3914, la mediana en 0,1555 y el cuartil inferior en 0,0245. El Bigote superior es 0,9416 y el inferior -0,5258. Los puntos más allá de los bigotes representan los valores atípicos detectados. Se resalta el caso del banco Industrial de Venezuela en Febrero del 2002, observación 1098, la cual presentó un valor atípico inferior de -3,258. Las otras Razones Financieras en sus Boxplot se pueden observar con detalle en el Anexo 7.

**Gráfico 8. Boxplot Razón Financiera 13**



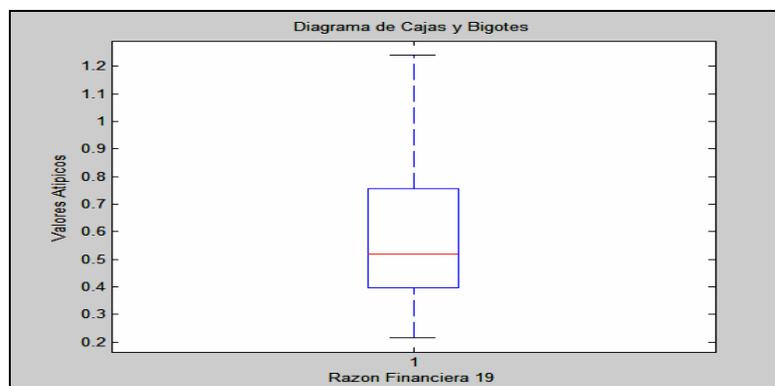
En la Tabla 9, se observan los valores atípicos más resaltantes de la Razón Financiera trece. Se puede destacar que para distintos períodos el Banco Industrial de Venezuela presentó problemas con esta variable; la explicación se encuentra en el margen de intermediación financiera de esta entidad. Este indicador es la diferencia entre los ingresos financieros y los gastos financieros.<sup>14</sup> Se comprobó que para dichos períodos los gastos fueron superiores a los ingresos. Hay que destacar que esta razón es una de las que evalúa el aspecto Gestión Administrativa y su comportamiento se ve reflejado en los niveles de Riesgo Operacional.

**Tabla 9. Valores Atípicos Resaltantes Razón Financiera 13**

Banco	Período	Observación	Valor
INDUSTRIAL DE VENEZUELA	DICIEMBRE 1999	682	-0.75922
INDUSTRIAL DE VENEZUELA	JUNIO 1996	10	-1.7648
INDUSTRIAL DE VENEZUELA	JUNIO 2000	778	-0.96716

Por otro lado, se hace referencia, como caso resaltante, uno que no contenga valores atípicos. Tal es el caso de la Razón Financiera diecinueve. En el Gráfico 9, se observa el Boxplot de esta razón, la cual se define como:  $(Disponibilidades - Rendimiento por Cobrar Disponibilidades + Inversiones en Títulos Valores - Rendimiento por Cobrar Inversiones en Títulos Valores) / (Captaciones del Público - Gastos por Pagar)$ . Llama la atención el hecho de que no se detectaron valores atípicos para esta variable, siendo la única Razón Financiera que presentó este fenómeno.

**Gráfico 9. Boxplot Razón Financiera 19**



<sup>14</sup> En el Anexo 8 se encuentra una explicación de cómo calcular los indicadores financieros utilizados

En forma general, las demás Razones Financieras, como se puede observar en el anexo 7, presentan una gran cantidad de valores atípicos. Se revisó la fuente original, Balance de Publicación y Estado de Resultados, y se logró corregir valores erróneamente estimados en algunas observaciones; otros, sin embargo, fueron los valores realmente obtenidos por el banco. Además de la Razón Financiera trece, otras que presentaron valores negativos fueron las razones diez, doce, quince, dieciséis y diecisiete.

#### 4.4 Reducción del Número de Razones Financieras.

Los resultados obtenidos mediante un estudio de correlación demostró tal como se muestra en la Tabla 10, que la razones referidas a *Patrimonio/ Activo Total* (RF1), *(Patrimonio+Gestión Operativa)/Activo Total* (RF2), *(Cartera de Crédito Neta)/ (Captaciones del Público – Gastos por Pagar)* (RF20), *(Cartera Vigente Bruta)/ Captaciones Totales* (RF21), y *Cartera Crédito Neta / Captaciones Totales* (RF22) presentaron una alta correlación.

**Tabla 10. Razones Financieras con Correlación Absoluta**

Razones Financieras	RF1	RF2	RF20	RF21	RF22
RF1	1	0.98	0.21296	0.21232	0.21051
RF2		1	0.24175	0.24162	.23927
RF20			1	1	1
RF21				1	1
RF22					1

Esta información, fue corroborada a través de la consulta a un experto en el área financiera. De acuerdo a su criterio las razones RF1 y RF2 representan un concepto muy similar para estudiar el aspecto Capital. Por otro lado, la adición de la *Gestión Operativa* no genera cambios en RF2; por el contrario, la escasa variación que introduce esta variable, la hace ser equivalente a RF1. De ahí, que sean altamente colineales; por lo que se decidió prescindir de una de ellas (RF2). Este mismo fenómeno se presentó en las razones 20 y 22 respecto a la razón 21 en el área de Liquidez.<sup>15</sup>

<sup>15</sup> Ver Matriz de Correlación Completa en el Anexo 9

## **4.5 Modelos Difusos de Calificación**

A continuación se analizarán los modelos difusos de calificación y en particular el modelo de calificación de Capital.

### **4.5.1 Construcción de los Modelos Difusos de Calificación de Capital**

La construcción de los modelos difusos de calificación se realizó tal como se explicó en el capítulo II punto 2.13.2. Para crear el modelo difuso de calificación de Capital, se utilizó el conjunto de datos dispuesto en entrada-salida para ese aspecto y el parámetro: radio de influencia de los conglomerados. Bajo este mismo esquema se generaron los modelos difusos de calificación para los aspectos: Activos, Gestión Administrativa, Ganancias y Liquidez.<sup>16</sup>

### **4.5.2 Resultados en la Escogencia del Radio para los Modelos Difusos de Calificación**

Como se explicó en el punto 3.5 del Capítulo III, el parámetro radio de influencia de los conglomerados no goza de un valor ideal para ser usado en la función “genfis2”. Sin embargo, es posible que exista un rango de valores para este parámetro con el cual se puedan construir buenos sistemas de inferencia difusos.

Debido a esta restricción se construyeron 60 modelos para el aspecto Capital utilizando la muestra de entrenamiento-prueba número uno. Se logró variando el radio desde 0,70 hasta 0,11 en incrementos de 0,01. Luego se realizó este mismo procedimiento para todas las muestras, resultando 1800 modelos. Se calculó el error promedio cometido en el entrenamiento y prueba por todos los radios con valor de 0,70 y así hasta llegar a 0,11. Los resultados obtenidos para los cinco aspectos bancarios se muestran en el Anexo 11. Por ejemplo, para el caso del Capital, se observó que para las 30 muestras de entrenamiento-prueba aplicadas, los resultados del RMSE<sup>17</sup> promedio en la prueba fueron aceptables cuando se utilizó un valor del radio en el rango [0.70, 0.19]. También se comprobó que para valores del radio entre 0,18 y 0,11, los RMSE(s) promedio fueron muy elevados. Para el caso Activos, después de revisar los RMSE(s)

---

<sup>16</sup> Algoritmo Utilizado para Generar los Modelos FIS en MATLAB en el Anexo 10

<sup>17</sup> El tipo de error utilizado es la Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE).

promedio en la prueba el rango de los radios buenos estuvo entre [0.53, 0.26]; y el rango de los radios malos en el intervalo [0.24, 0.11]. Para el caso Liquidez, del mismo modo, el rango de los radios buenos estuvo entre [0.70, 0.32] y el rango de los radios malos en el intervalo [0.31, 0.11]. En la Gestión Administrativa y Ganancias no se encontró un rango de valores para el radio que generaran buenos resultados con cualquier muestra de entrenamiento-prueba. De hecho, estos modelos funcionan bien para radios y muestras específicas. Debe probarse tantas muestras cuantas sean requeridas hasta determinar un radio bueno. Debido a esto, y como se observa en la Tabla 11, se decidió escoger para cada una de las muestras el modelo con el error RMSE más bajo en la prueba.

**Tabla 11. Error en la Prueba por Muestra de los Modelos Difusos**

Modelo Muestra	Modelo Capital	Radio	Modelo Activos	Radio	Modelo Gestión	Radio	Modelo Ganancias	Radio	Modelo Liquidez	Radio	RMSE Promedio Prueba
M1	0.1567	0.2800	0.1825	0.3700	0.3151	0.1900	0.2292	0.1200	0.1692	0.5000	0.2105
M2	0.1808	0.2600	0.1320	0.3200	0.4973	0.6700	0.2278	0.1600	0.1649	0.4200	0.2406
M3	0.1614	0.3300	0.2279	0.5300	0.6728	0.6100	0.3144	0.4000	0.1588	0.2700	0.3071
M4	0.1570	0.2300	0.1694	0.3200	0.1945	0.2400	0.5005	0.1800	0.1557	0.3900	0.2354
M5	0.1766	0.3800	0.2194	0.5500	0.3253	0.2100	0.2295	0.2900	0.1347	0.3000	0.2171
M6	0.1846	0.1800	0.1777	0.3300	0.2174	0.2600	0.2684	0.1700	0.1948	0.4800	0.2086
M7	0.1626	0.2500	0.1693	0.3300	0.2275	0.2200	0.2496	0.1700	0.1643	0.3800	0.1946
M8	0.2228	0.3700	0.1563	0.2500	0.3545	0.2600	0.2196	0.1300	0.1552	0.2800	0.2217
M9	0.1850	0.3000	0.1729	0.3100	0.2404	0.1500	0.2370	0.2400	0.1818	0.4100	0.2034
M10	0.1865	0.3500	0.1629	0.2300	0.2564	0.2300	0.2033	0.2000	0.1469	0.3900	0.1912
M11	0.1523	0.3900	0.1829	0.3400	0.3960	0.2800	0.2290	0.2200	0.1811	0.3400	0.2282
M12	0.1885	0.1800	0.1627	0.3100	0.4274	0.2000	0.2490	0.1400	0.1745	0.3900	0.2404
M13	0.1595	0.2500	0.1621	0.2500	0.2559	0.4600	0.2049	0.1900	0.1499	0.4900	0.1864
M14	0.1543	0.1900	0.2115	0.3400	0.2559	0.4600	0.3422	0.5400	0.1485	0.4900	0.2225
M15	0.1731	0.3200	0.1426	0.5900	0.3320	0.1900	0.2725	0.4300	0.1543	0.6700	0.2149
M16	0.1865	0.2000	0.2150	0.5700	0.2323	0.3300	0.3028	0.4200	0.1709	0.4000	0.2215
M17	0.1780	0.2000	0.1530	0.3100	0.2399	0.2500	0.1964	0.2300	0.1893	0.6200	0.1913
M18	0.1723	0.3100	0.1643	0.4100	0.1687	0.3300	0.2462	0.2800	0.1398	0.2700	0.1783
M19	0.1464	0.4500	0.1931	0.3000	0.2447	0.2200	0.3739	0.2100	0.1417	0.3600	0.2200
M20	0.1777	0.3900	0.1288	0.3000	0.6221	0.7000	0.3520	0.6800	0.1684	0.4000	0.2898
M21	0.1874	0.1800	0.1567	0.2800	0.2271	0.2700	0.2375	0.2500	0.1457	0.4800	0.1909
M22	0.1754	0.3100	0.1626	0.3100	0.4640	0.4700	0.3638	0.6500	0.1642	0.3400	0.2660
M23	<i>0.1499</i>	<i>0.3800</i>	<i>0.1408</i>	<i>0.3500</i>	<i>0.1840</i>	<i>0.1800</i>	<i>0.2061</i>	<i>0.1800</i>	<i>0.1672</i>	<i>0.4600</i>	<i>0.1696</i>
M24	0.1970	0.3000	0.1384	0.3500	0.2903	0.2100	0.3850	0.1300	0.1709	0.5300	0.2367
M25	0.1621	0.5000	0.1779	0.2700	0.4314	0.2300	0.6892	0.7000	0.1443	0.5000	0.3210
M26	0.1748	0.3800	0.1702	0.2300	0.2828	0.2200	0.2391	0.2100	0.1507	0.4900	0.2035
M27	0.17272	0.27	0.2551	0.38	0.28	0.28	0.32186	0.62	0.16676	0.28	0.2392
M28	0.18847	0.49	0.1773	0.25	0.24643	0.22	0.18109	0.34	0.14962	0.70	0.1885
M29	0.16491	0.28	0.17193	0.40	0.36251	0.58	0.37351	0.46	0.17708	0.44	0.2499
M30	0.20701	0.36	0.13703	0.26	0.27406	0.25	0.20324	0.18	0.1586	0.33	0.1959

En la Tabla 11 podemos observar que para la muestra uno el modelo difuso de calificación del capital generado con un radio de 0,28 obtuvo el error (RMSE) en la prueba más bajo entre los sesenta posibles. Luego para la muestra número 2 el mejor radio fue 0,26, y así sucesivamente. De manera que, en esta tabla están resumidos los mejores modelos por muestra (de la uno a la treinta) y por aspecto (desde Capital hasta Liquidez). En la última columna se observa el promedio del error en la prueba por muestra. Por ejemplo, para la muestra uno sería:

$$(0.15678+ 0,1825+0,3152+0,2293+0,1692)/5=0,2105.$$

Como una forma de mostrar el funcionamiento y la utilidad de los modelos difusos de calificación, se escogieron los modelos construidos con la muestra de entrenamiento veintitrés, la cual presentó el RMSE promedio en la prueba más bajo entre todas (0,1696).

#### 4.5.3 Topología del Modelo Difuso de Calificación de Capital

Para cada uno de los aspectos bancarios se construyó un modelo difuso de calificación con la muestra número 23. En la Tabla 12 se muestra la topología del modelo difuso de calificación de Capital.<sup>18</sup>

**Tabla 12. Topología del Modelo de Calificación de Capital**

<b>Nombre: FISCapital-23</b>	
1. Tipo de Sistema de Inferencia Difuso	SUGENO
2. Variables de Entrada	3
3. Variables de Salida	1
4. Número de Funciones de Pertenencia para las Entradas	[6 6 6]
5. Número de Funciones de Pertenencia para la Salida	6
6. Número de Reglas Difusas	6
7. Método Operador “Y”	PROD
8. Método Operador “O”	PROBOR
9. Método de “Implicación”	PROD
10. Método de “Agregación”	MAX
11. Método de “Desfusificación”	WTAVER
12. Rango de las Variables de Entrada	[0.04708 0.2958] [0.004382 1.5011] [0.897 9.2042]
13. Rango de la Variable de Salida	[1 5]
14. Tipo de Función de Pertenencia para Variables de Entrada	GAUSS
15. Tipo de Función de Pertenencia para la Variable de Salida	LINEAR

<sup>18</sup> Las Topologías de los otros modelos de calificación están en el Anexo 12, con un ejemplo del funcionamiento del FISCapital-23.

Los parámetros del modelo FISCapital-23<sup>19</sup>, está conformado por tres variables de entrada o Razones Financieras y una variable de salida o calificación. Cada variable de entrada tiene asociada seis funciones de pertenencia tipo Gauss, tal como se describió en el Capítulo II. La variable de salida tiene asociada seis funciones de pertenencia tipo Lineal. El sistema se describe con seis reglas difusas al igual que el número de funciones de pertenencia debido a que se generaron seis conglomerados del conjunto de datos. Los operadores lógicos “Y” y “O” son sustituidos por las funciones producto y producto acotado, respectivamente. El método de implicación y agregación son el producto acotado y la suma respectivamente. Finalmente, el método de defusificación es el promedio de las ponderaciones.

#### **4.6 Clasificación del Riesgo Financiero**

Para un conjunto de cincuenta observaciones y de acuerdo a la muestra de entrenamiento número 23 se construyeron los modelos de calificación para cada aspecto bancario, tal como se muestra en el punto anterior. Se realizó una prueba a los modelos utilizando una muestra de cincuenta bancos escogidos en forma aleatoria. En el Anexo 13 se encuentran los resultados de las calificaciones obtenidas por los bancos.

##### **4.6.1 Resultados Obtenidos en la Clasificación del Riesgo Financiero**

Terminada la calificación para cada uno de los aspectos (desde Capital hasta Liquidez), se construyó, de acuerdo al Capítulo III Gráfico 7, el modelo de clasificación del Riesgo Financiero en los componentes considerados: Liquidez, Operacional y Crédito.

Con la tabla de calificaciones obtenidas (ver anexo 13), se calculó el nivel de Riesgo de Liquidez, sumando las calificaciones obtenidas por Capital y Liquidez. Luego, se calculó el nivel de Riesgo Operacional, sumando las calificaciones por Gestión Administrativa y Ganancias. Finalmente, el Riesgo de Crédito fue la calificación de Activos. Estos resultados fueron ubicados en las escalas de riesgo previamente construidas (ver Tablas 5, 6 y 7 del Capítulo III). De esta manera, como se observa en la

---

<sup>19</sup> Abreviación seguida para identificar al modelo de calificación de Capital usando “subtractive clustering”. Del mismo modo, se aplicó esta abreviatura para el resto de las muestras y aspectos.

Tabla 13, se obtuvieron las clasificaciones categóricas consideradas de riesgo para cada banco en los períodos particulares.

**Tabla 13. Resultados de la Clasificación del Riesgo Financiero**

Banco	Período	Riesgo de Liquidez	Riesgo Operacional	Riesgo de Crédito	Riesgo Financiero
SOFITASA	ENERO 1999	Medio	Bajo	Bajo	Medio
CANARIAS DE VENEZUELA	DICIEMBRE 1998	Alto	Bajo	Bajo	Medio
CONFEDERADO	DICIEMBRE 1998	Medio	Bajo	Medio	Medio
CITIBANK	FEBRERO 1997	Bajo	Alto	Bajo	Medio
SOFITASA	NOVIEMBRE 1998	Medio	Bajo	Medio	Medio
CARONÍ	NOVIEMBRE 1997	Alto	Bajo	Medio	Medio
FEDERAL	MAYO 2004	Medio	Medio	Bajo	Medio
BANESCO	AGOSTO 1996	Alto	Bajo	Muy Bajo	Medio
SOFITASA	JULIO 1998	Medio	Bajo	Bajo	Medio
OCCIDENTAL DE DESCUENTO	JULIO 2000	Alto	Alto	Medio	Alto
CANARIAS DE VENEZUELA	OCTUBRE 2000	Muy Alto	Medio	Medio	Alto
BANESCO	ENERO 1997	Alto	Medio	Bajo	Medio
FEDERAL	MARZO 2002	Alto	Alto	Medio	Alto
CANARIAS DE VENEZUELA	OCTUBRE 1996	Alto	Bajo	Bajo	Medio
EXTERIOR	JUNIO 2003	Bajo	Medio	Muy Bajo	Bajo
CANARIAS DE VENEZUELA	MAYO 1998	Muy Alto	Bajo	Medio	Medio
FEDERAL	JUNIO 2000	Alto	Medio	Medio	Alto
SOFITASA	MARZO 2003	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo
SOFITASA	NOVIEMBRE 1999	Medio	Medio	Medio	Medio
MERCANTIL	AGOSTO 2004	Bajo	Medio	Muy Bajo	Bajo
OCCIDENTAL DE DESCUENTO	AGOSTO 1998	Medio	Bajo	Muy Bajo	Bajo
MERCANTIL	JULIO 1998	Medio	Bajo	Bajo	Medio
SOFITASA	MARZO 1998	Alto	Bajo	Bajo	Medio
CONFEDERADO	MAYO 1997	Muy Alto	Medio	Muy Alto	Alto
GUAYANA	MARZO 1999	Alto	Medio	Medio	Medio
GUAYANA	MAYO 2003	Medio	Muy Bajo	Bajo	Medio
OCCIDENTAL DE DESCUENTO	JUNIO 2003	Medio	Medio	Medio	Medio
FEDERAL	FEBRERO 2002	Alto	Alto	Medio	Alto
VENEZUELA	FEBRERO 2001	Bajo	Medio	Muy Bajo	Medio
CARONÍ	AGOSTO 2004	Bajo	Medio	Muy Bajo	Medio
GUAYANA	NOVIEMBRE 2004	Alto	Bajo	Muy Bajo	Medio
CARIBE	AGOSTO 2000	Medio	Muy Alto	Medio	Alto
INDUSTRIAL DE VENEZUELA	JULIO 2003	Medio	Alto	Bajo	Medio
EXTERIOR	JUNIO 2004	Bajo	Medio	Muy Bajo	Bajo
INDUSTRIAL DE VENEZUELA	OCTUBRE 2000	Medio	Alto	Bajo	Medio
VENEZOLANO DE CRÉDITO	ABRIL 2002	Muy Bajo	Bajo	Medio	Bajo
MERCANTIL	AGOSTO 1997	Alto	Medio	Muy Bajo	Medio
CONFEDERADO	ABRIL 1998	Alto	Medio	Medio	Medio

En la Tabla 13 podemos observar que bajo el método de clasificación propuesto, el Banco Occidental de Descuento en Agosto del año 1998, presentó un Riesgo Financiero Bajo, como consecuencia de que el Riesgo de Crédito estuvo clasificado como Muy Bajo, el Riesgo de Liquidez clasificado como Medio y el Riesgo Operacional clasificado Bajo. Este enfoque permite decidir en función del componente de Riesgo Financiero que esté peor clasificado. En este sentido, Riesgo de Liquidez presentó nivel Medio. Por lo tanto, para encontrar una explicación de lo sucedido no es necesario revisar el valor de las veinte Razones Financieras estudiadas, bastaría con chequear el comportamiento de las ocho razones que están asociadas al Riesgo de Liquidez (ver Anexo 5).

Como una forma de mostrar la efectividad del método propuesto, se construyeron un conjunto de tablas que muestran los porcentajes de acierto<sup>20</sup> por el modelo con respecto a CAMEL. En la Tabla 14 se muestran los porcentajes de acierto obtenidos para el caso del Riesgo de Liquidez, en la última columna de esta tabla se puede observar la clasificación arrojada por CAMEL. En las columnas anteriores la cantidad de observaciones clasificadas por el modelo propuesto y los que están entre paréntesis se refieren a los aciertos en forma porcentual. Por ejemplo, para el caso del Riesgo clasificado como Medio, la cantidad de bancos clasificados por CAMEL en este nivel fueron veintitrés. De acuerdo al modelo la cantidad de bancos en este nivel son diecinueve, por lo tanto esto representa un ochenta y tres por ciento de acierto con respecto a CAMEL. Para el nivel (medio) dos bancos fueron clasificados erróneamente con Riesgo Bajo y los otros dos con Riesgo Alto.

Como se muestra en la Tabla 14, en el caso de las clasificaciones obtenidas para el Riesgo de Liquidez, se demuestra la efectividad de los modelos de calificación, ya que los porcentajes de acierto para todos los niveles de riesgo estuvieron entre 75% y 100%.

---

<sup>20</sup> Este término se empleó en lo sucesivo para indicar cuántas veces la clasificación obtenida por el modelo coincidió con la clasificación arrojada por CAMEL.

**Tabla 14. Porcentajes de Acierto en la Clasificación FIS del Riesgo de Liquidez**

Riesgo Liquidez	Clasificación FIS					Clasificación CAMEL
	Riesgo Muy Bajo	Riesgo Bajo	Riesgo Medio	Riesgo Alto	Riesgo Muy Alto	
Riesgo Muy Bajo	<b>1 (100%)</b>					<b>1</b>
Riesgo Bajo		<b>7 (100%)</b>				<b>7</b>
Riesgo Medio		<b>2 (8.7%)</b>	<b>19 (82.6%)</b>	<b>2 (8.7%)</b>		<b>23</b>
Riesgo Alto				<b>14 (93.3%)</b>	<b>1 (6.7%)</b>	<b>15</b>
Riesgo Muy Alto				<b>1 (25.0%)</b>	<b>3 (75.0%)</b>	<b>4</b>

En la Tabla 15 se muestran los resultados obtenidos para el caso del Riesgo Operacional. Los porcentajes de acierto con respecto a CAMEL se ubican entre el 67% y el 100%, destacando que para los niveles Riesgo Medio y Bajo, donde están agrupadas la mayoría de las observaciones, los porcentajes de acierto estuvieron entre 84% y 85%.

**Tabla 15. Porcentajes de Acierto en la Clasificación FIS del Riesgo Operacional**

Riesgo Operacional	Clasificación FIS					Clasificación CAMEL
	Riesgo Muy Bajo	Riesgo Bajo	Riesgo Medio	Riesgo Alto	Riesgo Muy Alto	
Riesgo Muy Bajo		<b>1 (100%)</b>				<b>1</b>
Riesgo Bajo	<b>1 (5.0%)</b>	<b>17 (85.0%)</b>	<b>2 (10.0%)</b>			<b>20</b>
Riesgo Medio		<b>2 (10.5%)</b>	<b>16 (84.2%)</b>	<b>1 (5.3%)</b>		<b>19</b>
Riesgo Alto			<b>3 (33.3%)</b>	<b>6 (66.7%)</b>		<b>9</b>
Riesgo Muy Alto					<b>1 (100%)</b>	<b>1</b>

En la Tabla 16 se muestran los resultados obtenidos para el caso del Riesgo de Crédito. Nuevamente se evidencia la calidad de las clasificaciones obtenidas. Para el caso de los riesgos medio, bajo y muy bajo los porcentajes de acierto estuvieron entre un 86% y un 92%. Sólo podemos destacar que para el caso de riesgo alto, no se clasificó bien ninguno de los tres casos.

**Tabla 16. Porcentajes de Acierto en la Clasificación FIS del Riesgo de Crédito**

Riesgo de Crédito	Clasificación FIS					Clasificación CAMEL
	Riesgo Muy Bajo	Riesgo Bajo	Riesgo Medio	Riesgo Alto	Riesgo Muy Alto	
Riesgo Muy Bajo	<b>11 (91.7%)</b>	<b>1 (8.3%)</b>				<b>12</b>
Riesgo Bajo	<b>2 (14.3%)</b>	<b>12 (85.7%)</b>				<b>14</b>
Riesgo Medio		<b>2 (9.5%)</b>	<b>19 (90.5%)</b>			<b>21</b>
Riesgo Alto			<b>2 (66.7%)</b>		<b>1 (33.3%)</b>	<b>3</b>
Riesgo Muy Alto						<b>0</b>

Finalmente, en cuanto a la clasificación del Riesgo Financiero, mostrado en la Tabla 17, los porcentajes de acierto respecto a CAMEL para los riesgos bajo, medio y alto estuvieron entre un 88% y 100%. Visto esto podemos concluir que los modelos difusos de calificación de aspectos y el procedimiento utilizado para la clasificación del Riesgo Financiero y sus componentes realizan una aproximación bastante cercana a lo obtenido con la metodología CAMEL.

**Tabla 17. Porcentajes de Acierto en la Clasificación FIS del Riesgo Financiero**

Riesgo Financiero	Clasificación FIS					Clasificación CAMEL
	Riesgo Muy Bajo	Riesgo Bajo	Riesgo Medio	Riesgo Alto	Riesgo Muy Alto	
Riesgo Muy Bajo						<b>0</b>
Riesgo Bajo		<b>7 (87.5%)</b>	<b>1 (12.5%)</b>			<b>8</b>
Riesgo Medio		<b>3 (8.8%)</b>	<b>30 (88.2%)</b>	<b>1 (3.0%)</b>		<b>34</b>
Riesgo Alto				<b>8 (100%)</b>		<b>8</b>
Riesgo Muy Alto						<b>0</b>

#### **4.6.2 Aplicación de la Técnica ANFIS a los Modelos Difusos de Calificación**

En el punto 2.13.1 del Capítulo II, se explicó el funcionamiento y la utilidad de la técnica adaptativa neuro-difusa ANFIS, Es por ello, que uno de los objetivos de la investigación fue aprovechar las capacidades de optimización de esta herramienta para mejorar los resultados obtenidos (disminución del RMSE en Entrenamiento y Prueba) por los modelos difusos de calificación. ANFIS fue utilizada bajo dos modalidades:

1. Sin utilizar el conjunto de datos de prueba.
2. Utilizando el conjunto de datos de prueba.

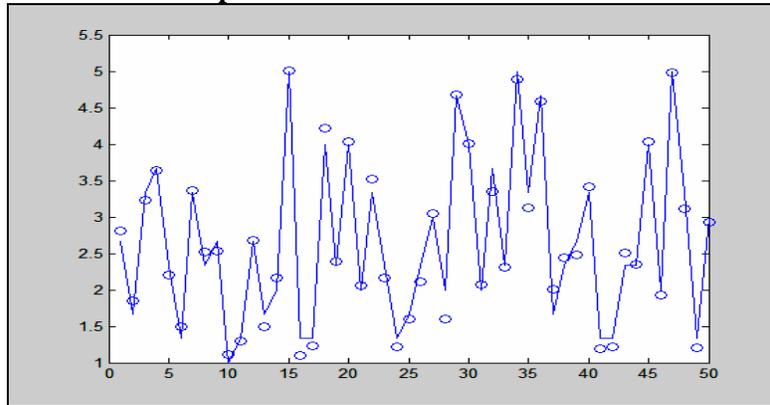
En el primer caso se aplicó ANFIS al modelo difuso de calificación de Capital usando un entrenamiento de cincuenta épocas ó ciclos. Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 18. Podemos observar que el error en el entrenamiento del modelo FISCapital-23 aplicando ANFIS, disminuyó. No así, en el caso de la prueba donde el error aumentó.

**Tabla 18. Aplicación de ANFIS al FISCapital-23. (Primer Caso)**

Modelo Capital	RMSE Entrenamiento	RMSE Prueba
<b>FISCapital-23</b> Sin ANFIS	0.15245	0.1499
<b>FISCapital-23</b> Con ANFIS (50 Épocas)	0.13404	0.1735

En el Gráfico 10 se muestran los resultados obtenidos en la prueba por el FISCapital-23 con ANFIS versus los resultados deseados.

**Gráfico 10. Comparación de la Salida ANFIS versus CAMEL**



En el Gráfico 10 los círculos corresponden a lo obtenido por FISCapital-23 con ANFIS, el eje x se refiere a las observaciones de prueba y el eje y a las calificaciones entre uno y cinco de cada observación obtenido con CAMEL.

En el segundo caso se aplicó ANFIS al modelo difuso de calificación de Capital usando un entrenamiento de quinientas épocas ó ciclos, e implementando en ANFIS la opción que incluya a los datos de prueba<sup>21</sup>. Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 19.

**Tabla 19. Aplicación de ANFIS al FISCapital-23. (Segundo Caso)**

Modelos Capital	RMSE Entrenamiento	RMSE Prueba
<b>FIS Capital-23</b> Sin ANFIS	0.15245	0.1499
<b>FIS Capital-23</b> Con ANFIS (50 Épocas)	0.13404	0.1735
<b>FIS Capital-23</b> Con ANFIS (500 Épocas)	0.1377	0.1528

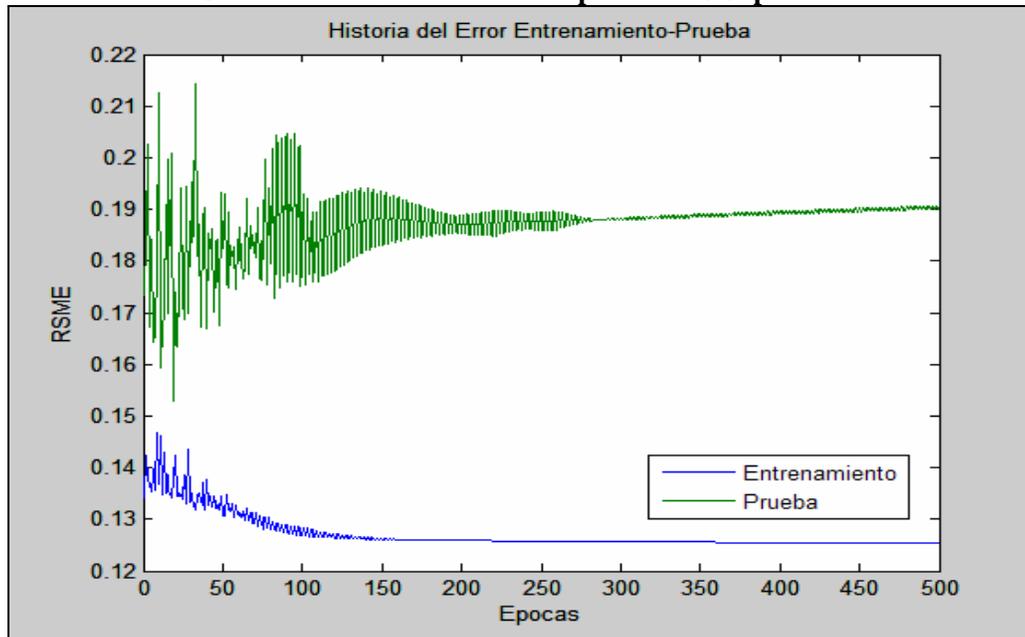
Se observó que el error en el entrenamiento y prueba para el caso particular de los modelos difusos de calificación de Capital generados con la muestra número 23, (FISCapital-23), no disminuyeron respecto al caso sin ANFIS. La aplicación de esta técnica de aprendizaje no representó una mejora significativa. Como una forma de verificar si hubo sobreajuste del modelo, se construyó una gráfica con la historia del error en el entrenamiento y prueba (ver Gráfico 11).

En el Gráfico 11 se observa que el error de entrenamiento va disminuyendo a medida que el modelo se entrena con una mayor cantidad de épocas. Todo lo contrario sucede con el error en la prueba la cual se mantiene en aumento; lo que nos indica que el modelo está sobreajustado. De hecho el error más bajo en la prueba se consiguió en la época diecinueve, después de eso se mantiene oscilando constantemente aproximadamente hasta la época doscientos ochenta, a partir de allí, el error se mantiene constante y con pendiente positiva.

---

<sup>21</sup> Ver código para generar modelos ANFIS a través de MATLAB en el Anexo 10

**Gráfico 11. Historia del Error para el FISCapital-23**



#### **4.7 Resultados Obtenidos en la Clasificación del Riesgo Financiero con ANFIS**

Todos los resultados obtenidos con la aplicación de ANFIS se pueden observar en detalle en el Anexo 14. Se demuestra que la técnica ANFIS mejoró las salidas de tres de los cinco modelos difusos de calificación generados con la muestra veintitrés. ANFIS mejoró el error RMSE en la prueba para los modelos difusos: Activos, Gestión Administrativa y Ganancias. Debido a esto, se calcularon nuevamente los niveles del Riesgo de Crédito, Operacional y Financiero, y los nuevos porcentajes de acierto en las clasificaciones. En el caso del Riesgo de Liquidez esto no se realizó debido a que los modelos de Capital y Liquidez no obtuvieron mejoras con esta técnica.

En la Tabla 20 se muestran los nuevos porcentajes de clasificación para el caso del Riesgo Operacional. Como se observa en la Tabla 15, para el caso sin ANFIS, los porcentajes de acierto se ubicaron entre el 67% y el 100%, con ANFIS se ubican entre un 88% y un 100%. Sobre todo vemos como mejoró las clasificaciones en el nivel Riesgo Alto, en el caso anterior, estuvo en 67% ahora en un 88%.

**Tabla 20. Porcentajes de Acierto en la Clasificación ANFIS del Riesgo Operacional**

Riesgo Operacional	Clasificación ANFIS					Clasificación CAMEL
	Riesgo Muy Bajo	Riesgo Bajo	Riesgo Medio	Riesgo Alto	Riesgo Muy Alto	
Riesgo Muy Bajo	<b>1 (100%)</b>					<b>1</b>
Riesgo Bajo	<b>1 (5.0%)</b>	<b>17 (85.0%)</b>	<b>2 (10.0%)</b>			<b>20</b>
Riesgo Medio		<b>1(5.3%)</b>	<b>16 (84.2%)</b>	<b>2 (10.5%)</b>		<b>19</b>
Riesgo Alto			<b>1 (11.1%)</b>	<b>8 (88.9%)</b>		<b>9</b>
Riesgo Muy Alto					<b>1 (100%)</b>	<b>1</b>

En la Tabla 21, los porcentajes de acierto con ANFIS ahora están entre el 85% y el 100%. Nuevamente el Riesgo de Crédito Alto no estuvo de acuerdo a lo esperado aunque mejoró un poco con respecto a lo obtenido, al parecer el método clasifica muy bien cuando la cantidad de casos es grande, mas nó en el caso contrario.

**Tabla 21. Porcentajes de Acierto en la Clasificación ANFIS del Riesgo de Crédito**

Riesgo de Crédito	Clasificación ANFIS					Clasificación CAMEL
	Riesgo Muy Bajo	Riesgo Bajo	Riesgo Medio	Riesgo Alto	Riesgo Muy Alto	
Riesgo Muy Bajo	<b>12 (100.0%)</b>					<b>12</b>
Riesgo Bajo	<b>2 (14.3%)</b>	<b>12 (85.7%)</b>				<b>14</b>
Riesgo Medio		<b>3 (14.3%)</b>	<b>18 (85.7%)</b>			<b>21</b>
Riesgo Alto			<b>2 (66.7%)</b>	<b>1 (33.3%)</b>		<b>3</b>
Riesgo Muy Alto						<b>0</b>

Finalmente, comparando los porcentajes actualizados de clasificación para el caso del Riesgo Financiero (Tablas 17 y 22), Riesgo Bajo mejoró de un 87% a un 100%, y el Riesgo Medio mejoró de un 88% a un 91%.

**Tabla 22. Porcentajes de Acierto en la Clasificación ANFIS del Riesgo Financiero**

Riesgo Financiero	Clasificación ANFIS					Clasificación CAMEL
	Riesgo Muy Bajo	Riesgo Bajo	Riesgo Medio	Riesgo Alto	Riesgo Muy Alto	
Riesgo Muy Bajo						<b>0</b>
Riesgo Bajo		<b>8 (100%)</b>				<b>8</b>
Riesgo Medio		<b>2 (5.8%)</b>	<b>31 (91.2%)</b>	<b>1 (3.0%)</b>		<b>34</b>
Riesgo Alto				<b>8 (100%)</b>		<b>8</b>
Riesgo Muy Alto						<b>0</b>

## Capítulo V

### Conclusiones y Recomendaciones

#### 5.1 Conclusiones

- 1) La construcción de los modelos difusos de calificación utilizando el algoritmo de clasificación difusa “subtractive clustering” demostró la efectividad y alta capacidad de adaptación de esta técnica al tipo de problemas que se está modelando. La mayoría de los resultados obtenidos en los sistemas de inferencia difusos, presentan errores muy bajos en entrenamiento y prueba, lo cual se evidenció en los altos porcentajes de acierto en las clasificaciones con respecto a CAMEL para todos los riesgos estudiados. Tal es el caso del Riesgo Financiero en donde los porcentajes de acierto estuvieron entre el 88% y 100%.
- 2) La contribución de la herramienta formulada en la investigación (Gráfico 7 del Capítulo III) demostró su capacidad y confiabilidad de desempeño en la calificación y clasificación del riesgo financiero en la banca. En otras palabras, debido a que CAMEL se consideró para evaluar el Riesgo Financiero y sus componentes, se demostró a través de los resultados obtenidos en las tablas de acierto que la herramienta construida muestra un desempeño similar a CAMEL. Esto permite que pueda ser utilizada como un método alternativo a los disponibles y como una guía más clara en la toma de decisiones.
- 3) La capacidad de evaluar en conjunto los indicadores del riesgo demuestra de manera sencilla el aporte de la herramienta, contrario a lo realizado convencionalmente donde los indicadores son analizados individualmente sin utilizar un método de integración.
- 4) Esta herramienta podría ser considerada un prototipo que (de acuerdo a los criterios de Basilea de permitir una auto gestión del riesgo bancario) pueda ser utilizada por la banca comercial y universal para la evaluación, monitoreo y control del Riesgo Financiero.
- 5) La técnica “subtractive clustering” a pesar de su capacidad para construir rápida y fácilmente sistemas de inferencia difusos de alta precisión, presenta dificultad en la

revisión exhaustiva que se debe hacer de los distintos modelos creados, una vez que se comienza a variar el radio de influencia de los conglomerados. Como se muestra en la Tabla 11 del Capítulo IV, no siempre el menor radio produce los mejores resultados, todo dependerá de la naturaleza del problema que se esté modelando.

- 6) La combinación del algoritmo de clasificación difusa con la técnica ANFIS, demuestra la capacidad de optimización de ANFIS al ajustar los parámetros de tres de los cinco FIS. Esto se comprueba con los porcentajes de acierto en las clasificaciones con respecto a CAMEL, para el caso del Riesgo Financiero, los resultados con ANFIS estuvieron entre 90% y 100%. Esto a su vez se tradujo en mejorar el nivel de desempeño de clasificación de la herramienta. Se debe destacar que a pesar de una pobre capacidad de generalización de ANFIS en dos de los cinco modelos difusos, (Capital y Liquidez) en el proceso de clasificación del Riesgo Financiero fueron mejores los resultados obtenidos al aplicar esta técnica.
- 7) Las técnicas de Preprocesamiento de Datos permitieron una mejor organización de la información disponible durante la construcción de los modelos. Podemos destacar que los boxplot resultaron útiles para detectar comportamientos atípicos en las variables, permitiendo corregir aquellas que por errores humanos fueron mal estimadas.

## **5.2 Recomendaciones**

Se debe destacar del proyecto las siguientes recomendaciones:

- a) Explorar una vía para mejorar la salida basada en CAMEL, incorporando aspectos cualitativos, tales como, la sensibilidad al mercado (CAMELS). Inclusive explorar otra vía de salida como el Análisis de Conglomerados Difusos.
- b) Incluir las variables macroeconómicas como variables de entrada, Debido a que la investigación se realizó con variables microeconómicas, (Razones Financieras), con la inclusión de las variables como Tasas de Interés, PIB, IPC, etc, se abarcaría el estudio del componente Riesgo de Mercado, lo cual le daría mayor fortaleza al modelo de Riesgo Financiero desarrollado.

- c) Investigar y diseñar un algoritmo con el cual se puedan construir sistemas de inferencia difusos de tipo Mamdani, debido a que en esta investigación todos los modelos construidos fueron del tipo Sugeno. Inclusive explorar la forma de construir un FIS de la forma convencional a través del aporte del conocimiento humano.
- d) Diseñar una plataforma computacional, con interfaz amigable para el usuario, de manera tal que el modelo pueda ser implementado y usado como un mecanismo prototipo en el proceso de supervisión de entidades bancarias por los organismos especializados.
- e) Investigar el uso de otras técnicas como Algoritmos Genéticos, Máquinas de Vectores Soporte ó Redes Neuronales, aplicadas al área financiera.

## Referencias Bibliográficas

- Altman E. (2002). Corporate distress prediction models in a turbulent economic and Basel II environment Stern School of Business, New York University
- Anderson, T. (1958). An Introduction to multivariate statistical analysis John Wiley & Sons Inc. New York.
- Arteche C. (2004). Análisis del Sistema Bancario Nacional. Presentación. Convenio Universidad de Los Andes-Banco Central de Venezuela. Mérida, Venezuela.
- Barbro, B. (1996). Managing Complexity in Large Data Bases Using Self-Organizing Maps. Turku Centre for Computer Science TUCS, Technical Report No. 48.
- Bezdek, J. (1981). Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms Plenum Press, New York.
- Bruno, N. (1999). Sistemas de Inferencia Difusos basados en Redes Neuroadaptativas Facultad de Informática. Universidad de Murcia. España.
- Buniak, L. (2002). Mejores Prácticas en Metodologías, Sistemas de Análisis y Calificación de Riesgo Bancario, Indicadores de Alerta Temprana y Modelo Estadísticos Predictivos de Quiebra Bancaria. Leonardo Buniak & Asociados. Rating and Bank Risk Analysis.
- Chiu, S. (1994). Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, Vol. 2 No. 3.
- Colmenares G. and Pérez R. (1999). A Reliable Method to Reduce Observations and Variables when Building Neural Network Models. CAIP'99. San José. Costa Rica.
- Del Águila, J. (2002). Riesgo en la Industria Bancaria: Una Aproximación a Basilea II. Editorial Cajamar. España.
- Díaz, B. (2005). Identificación de sectores clave mediante análisis de conglomerados difuso. El caso de España. I Jornadas de Análisis Input-Output. Oviedo, España.
- Fuentes, A. (2003). Riesgo Bancario y Grado de Concentración de los depósitos: Una Metodología para la clasificación de los bancos con base a riesgo en Venezuela. Tesis de Maestría. Universidad Católica Andrés Bello. Caracas, Venezuela.

Grupo Banca (2005). Algoritmo seguido para el preprocesamiento de datos de la banca y construcción de modelos no lineales. Manuscrito Convenio Universidad de Los Andes-Banco Central de Venezuela. Mérida, Venezuela.

Grupo Banca (2004). Análisis Integral de Riesgo en la Banca Comercial y Entidades Financieras. Manuscrito Convenio Universidad de Los Andes-Banco Central de Venezuela. Mérida, Venezuela.

Klir, G. Yuan, B. (1995). Fuzzy sets and fuzzy logic. Theory and applications. Prentice Hall. Englewood Cliffs, NJ.

López, T. (2001). Estudio de técnicas de análisis de datos para selección de variables, detección de valores atípicos y estimación de valores faltantes en entradas al sistema neuronmaster. Tesis de Pregrado. Universidad de Los Andes, Mérida, Venezuela.

López, I. (2004). Introducción a las Finanzas. [Pagina Web en Línea] Disponible en: <http://www.universidadabierta.edu.mx/Biblio/L/Lopez%20Isaac-Finanzas.htm>

Martín del Brío, B. y Sanz, A. (2002). Redes Neuronales y Sistemas Difusos. RA-MA Editorial, Madrid, España.

Mascareñas, J. (2002). Riesgo Económico y Financiero. Universidad Complutense de Madrid, España.

Math Works (2006). Fuzzy Logic Toolbox User's Guide. The Math Works, Inc.

Pérez Cisneros, M. (1998). Sistemas de lógica difusa. División de Electrónica y Computación, CUCEI, Universidad de Guadalajara, México.

Pérez, Jorge. (2001). Contabilidad Bancaria. Editorial McGraw-Hill, 1era Edición.

Perozo, S. (2003). Evolución de la situación financiera de la banca universal en Venezuela durante el periodo (2000-2002). Tesis de Pregrado. Universidad Lisandro Alvarado, Barquisimeto, Venezuela.

Serra, C. (2000). Identificando bancos en problemas. ¿Cómo debe medir la autoridad bancaria la fragilidad financiera? Estudios Económicos. Banco Central de Reserva del Perú.

Tukey, J. (1977). Exploratory Data Analysis. Vol. 1. Addison-Wesley, California.

Zadeh, L. (1997). Fuzzy Sets and Fuzzy Information-Granulation Theory. Da Ruan Editorial.

# ANEXOS

## Lista de Anexos

	Pp.
Anexo 1. Ejemplo de Conjuntos Difusos y Términos Difusos.....	1
Anexo 2. Otros Tipos de Funciones de Pertenencia.....	3
Anexo 3. Operadores Lógicos Difusos Adicionales.....	4
Anexo 4. Ejemplo de un FIS Mamdani y un FIS Sugeno.....	5
Anexo 5. Redefinición de las Variables.....	12
Anexo 6. Programa para Escoger Muestras de Entrenamiento y Prueba.....	14
Anexo 7. Boxplot de las Razones Financieras.....	15
Anexo 8. Cálculo de los Indicadores Financieros.....	27
Anexo 9. Matriz de Correlación Completa.....	28
Anexo 10. Algoritmo para Generar los Modelos Difusos en MATLAB.....	29
Anexo 11. Rango de los Radios de los Modelos Difusos.....	30
Anexo 12. Topología de los Modelos FIS.....	37
Anexo 13. Resultado de las Calificaciones de los Modelos Difusos.....	44
Anexo 14. Resultados de los Modelos ANFIS.....	46
Anexo 15. Esquema del Riesgo Financiero.....	47

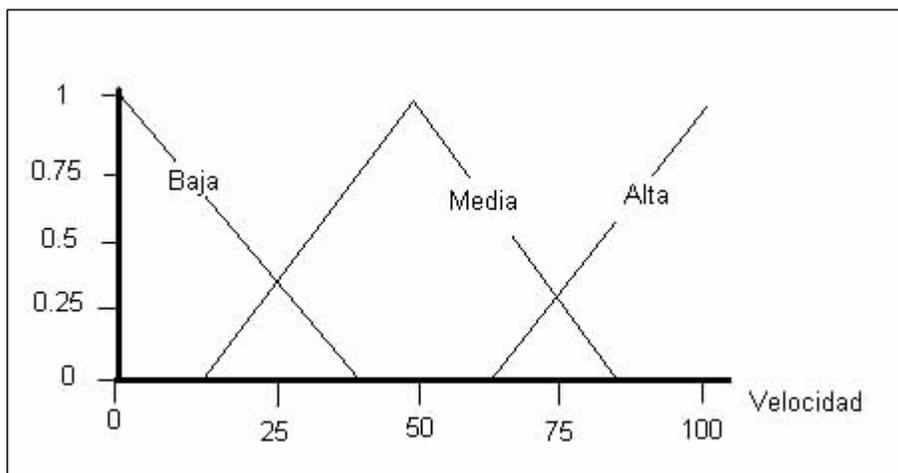
## Anexo 1

### Ejemplo de Conjuntos Difusos y Términos Difusos

Supongamos que queremos conocer la clasificación de velocidad con la que viaja un automóvil desde el punto A hasta el punto B dada su velocidad actual “x”. De acuerdo al Gráfico 1, tenemos un conjunto difuso asociado a un valor lingüístico (palabra, adjetivo, etiqueta, etc.) En este caso, el valor es “Velocidad”, luego para cada conjunto o subconjunto difuso se definió una función de pertenencia la cual indica el grado en que la variable “x” esta incluida en el concepto representado por la etiqueta “Velocidad”.

Se puede observar que este valor lingüístico posee a su vez tres términos difusos o subconjuntos difusos, cada uno identificado a su vez por una etiqueta, {Baja, Media, Alta}. Supongamos también que los límites o parámetros de estos subconjuntos fueron definidos como sigue:

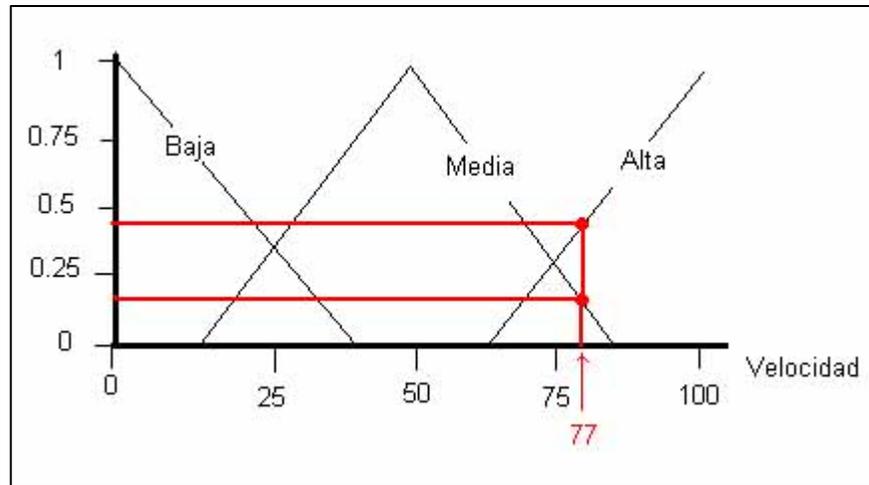
**Gráfico 1. Términos Difusos de la Variable Velocidad**



(Fuente: Morales G. 1998)

Donde el eje vertical indica el valor de verdad de cada velocidad y el eje horizontal la velocidad. Veamos que sucede con un ejemplo práctico, imaginemos que el automóvil viaja a 77km/h, la clasificación difusa se muestra en el Gráfico 2.

**Gráfico 2. Clasificación difusa de la velocidad de un automóvil**

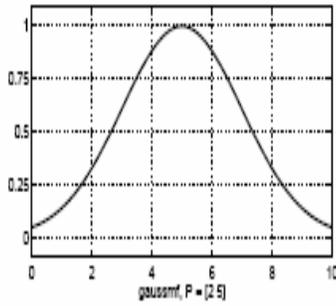


(Fuente: Morales G. 1998)

Buscamos en el eje horizontal la velocidad a la que vamos (77) y trazamos una vertical marcando las intersecciones con los triángulos. A partir de las intersecciones tomamos su valor de verdad mirando el eje vertical. En este caso tenemos dos intersecciones, la primera intersección con el triángulo de Velocidad Media a una altura de 0.20 (Lo vemos en el eje vertical), la segunda intersección corta con el triángulo de Velocidad Alta a una altura de 0.45. Por lo tanto la consideración del sistema es que si vamos a 77 Km. /h nuestra velocidad es 0.2 Media y 0.45 Alta.

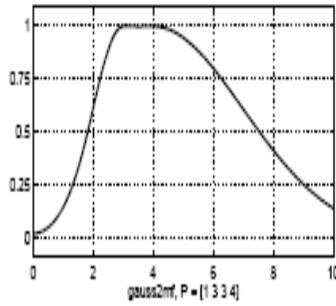
Estos valores de 0.2 y 0.45 son conocidos como grados de pertenencia, estos son obtenidos a través de las funciones de pertenencia que son las que definen a un conjunto difuso, en el ejemplo anterior la función de pertenencia es de tipo triangular.

**Anexo 2**  
**Otros Tipos Funciones de Pertenencia**



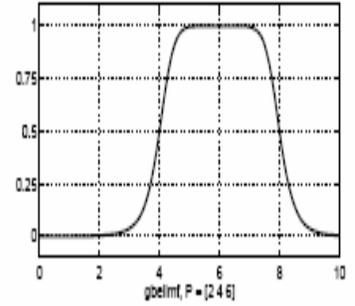
gaussmf

Gaussiana simple



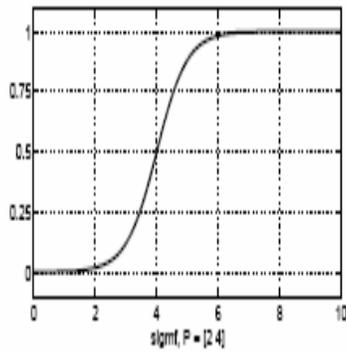
gauss2mf

Gaussiana Compuesta



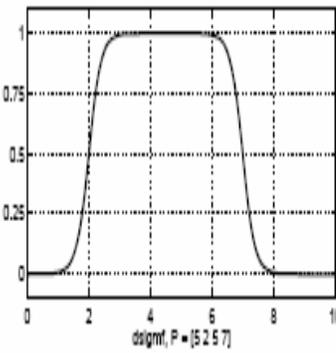
gbellmf

Bell Generalizada



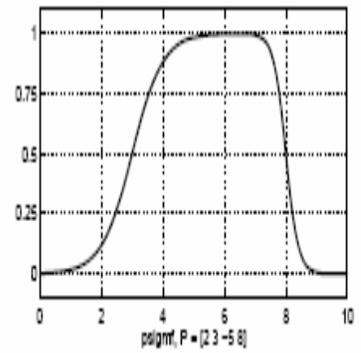
sigmf

Sigmoidal Simple



dsigmoid

Sigmoidal Compuesta



psigmoid

Sigmoidal Producto

### Anexo 3

#### Operadores Lógicos Difusos Adicionales

Existen otros operadores difusos que pueden definir a la intersección, unión y negación de conjuntos, para el caso de la intersección, los operadores T-Norma, y para el caso de la unión, los operadores T-Conorma.

Para el caso de T-norma generalmente se utilizan:

Producto:  $A \cdot B$

Producto Acotado:  $\max(0, (1+p)(A+B-1) - pAB)$ ,  $p \geq -1$ , (usual.  $p=0$ )

Hay que destacar que la función min, también es considerado una T-norma.

Para el caso de T-conorma generalmente se utilizan:

Suma Algebraica:  $A + B - AB$

Suma Acotada:  $\min(1, A + B + pAB)$ ,  $p \geq 0$ ;

Hay que destacar que la función MAX, también es considerado una T-conorma. En definitiva, cuando abordamos un problema en el ámbito de la lógica difusa, los operadores lógicos tradicionales deben ser sustituidos por cualquiera de los operadores lógicos difusos estudiados.

## Anexo 4

### **Funcionamiento de un FIS Mamdani y un FIS Sugeno**

*(Ejemplo: Porcentaje de Propina de acuerdo al Servicio y Calidad de un Restaurante)*

Consideremos el siguiente problema:

¿Cómo se debe calcular el porcentaje correcto de propina (entre 5% y 25% sobre el consumo total) que debería recibir un mesonero, dada la calidad de servicio, la cual se califica con un número entero entre 0 y 10 (10 es excelente) y dada la calidad de la comida, la cual se califica con un número entero entre 0 y 10 (donde 10 es deliciosa)?

Se construirá un FIS tipo MAMDANI para dar respuesta al problema pero antes debemos formular un esquema de los requerimientos mínimos necesarios para construir el sistema de inferencia difusa.

- Las variables de entrada, serán la calificación en la calidad de servicio y calidad de la comida, ambas entre 0-10.(10 es la mejor calificación)
- La variable de salida, será el porcentaje de propina entre 5% y 25%.
- Al conjunto difuso de entrada SERVICIO, le asignaremos tres términos difusos, asociados a las etiquetas: {POBRE, BUENO, EXCELENTE}.
- Al conjunto difuso de entrada COMIDA, le asignaremos dos términos difusos, asociados a las etiquetas: {RANCIA, DELICIOSA}.
- Al conjunto difuso de salida PROPINA, le asignaremos tres términos difusos, asociados a las etiquetas: {BARATA, PROMEDIO, GENEROSA}.
- La función de pertenencia en el conjunto difuso de entrada SERVICIO y para los 3 términos difusos será GAUSSIANA SIMPLE.
- La función de pertenencia en el conjunto difuso de entrada COMIDA y para los dos términos difusos será TRAPEZOIDAL.
- La función de pertenencia en el conjunto difuso de salida PROPINA y para los tres términos difusos será TRIANGULAR.
- El número de reglas difusas serán tres.
- El operador “O” a utilizar es el MAXIMO y El operador “Y” es el MINIMO.

- El método de implicación de las reglas es el MINIMO.
- El método de agregación de las reglas es el MAXIMO.
- El método de desdifusión es CENTROIDE.

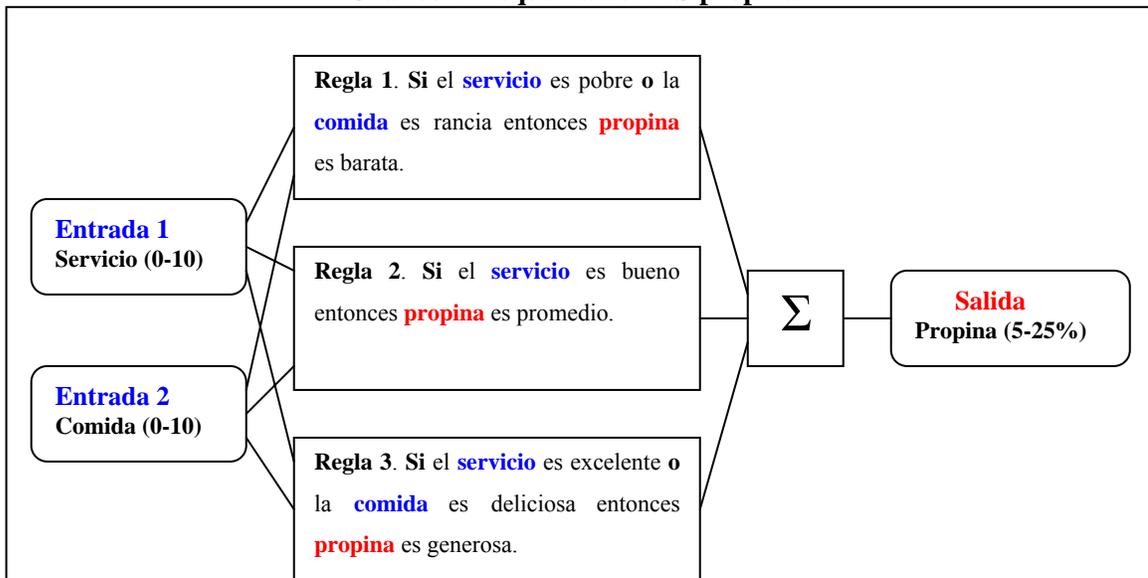
Finalmente se procede al diseño de las tres reglas difusas que definirán el sistema:

REGLA 1. SI el **servicio** es pobre O la **comida** es rancia ENTONCES **propina** es barata.

REGLA 2. SI el **servicio** es bueno ENTONCES **propina** es promedio.

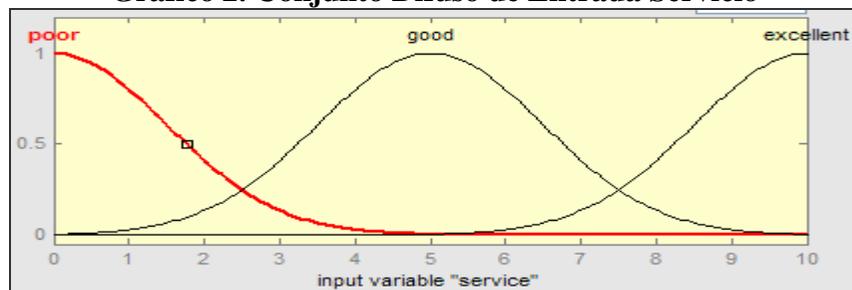
REGLA 3. SI el **servicio** es excelente O la **comida** es deliciosa ENTONCES **propina** es generosa.

**Gráfico 1. Esquema del FIS propina**

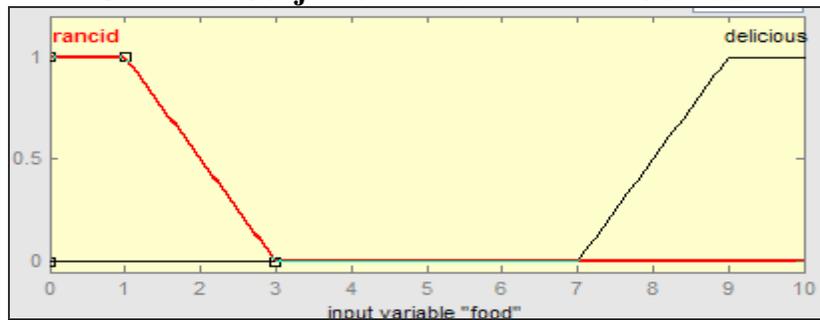


Los conjuntos difusos de entrada y salida para servicio, comida y propina están conformados por funciones gaussianas, trapezoidal y triangular como sigue:

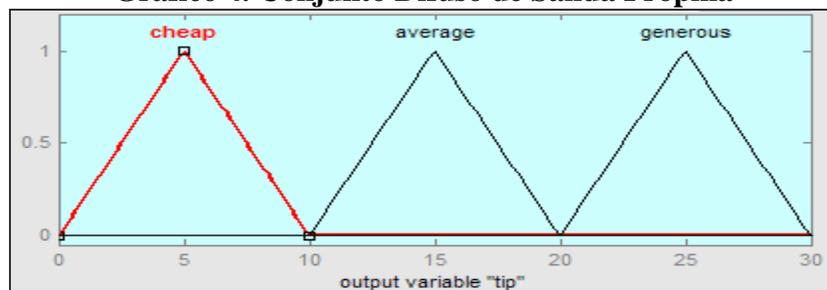
**Gráfico 2. Conjunto Difuso de Entrada Servicio**



**Gráfico 3. Conjunto Difuso de Entrada Comida**



**Gráfico 4. Conjunto Difuso de Salida Propina**

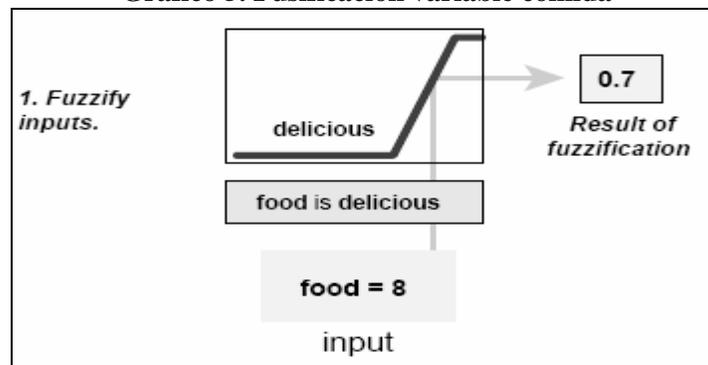


Dada una calificación de servicio = 3 y comida = 8 veamos cual es el porcentaje de propina que recibiría el mesonero según el FIS construido.

*Paso 1.* Fusificación de las variables de entrada.

Para el caso de la variable comida=8, el grado de pertenencia al término delicioso es de 0.7 y al segundo término, rancio en 0.0, esto mismo se debe realizar para el caso de la variable servicio.

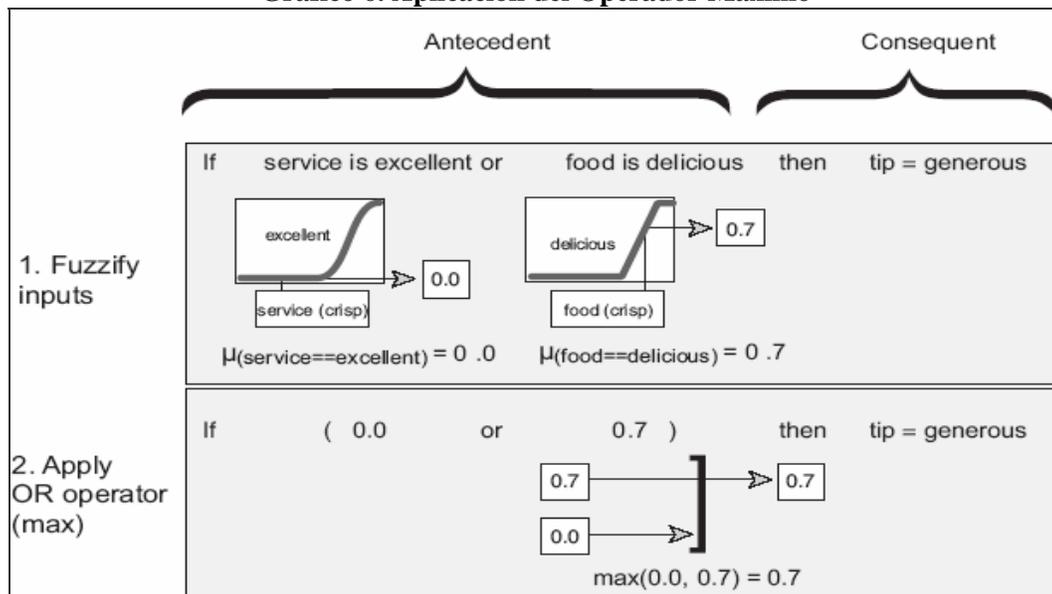
**Gráfico 5. Fusificación variable comida**



*Paso 2.* Aplicación de los operadores difusos (AND, OR, NOT).

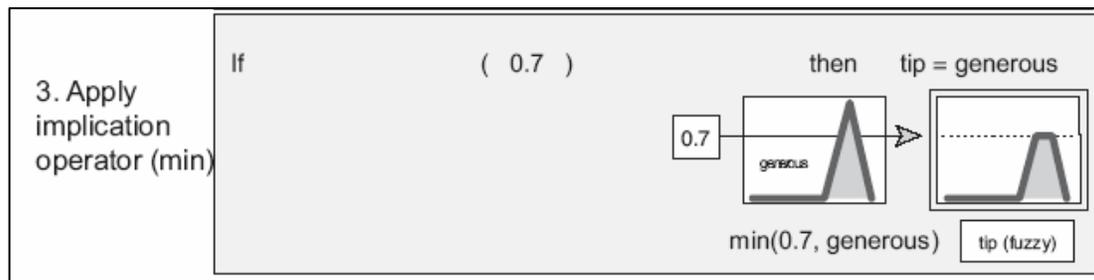
En el Gráfico 5, podemos observar que la calificación dada a servicio fusifica al término difuso excelente en grado cero, y que el valor dado a comida fusifica al término difuso delicioso en grado 0.7, luego la regla 2, quedaría resuelta al sustituir el operador “O” por el máximo, lo cual nos genera que entre ambos el máximo grado de pertenencia es 0.7, por lo tanto, 0.7 es el número generado por el antecedente de la regla 2 y que implicará en las consecuencias, junto con el número generado por el antecedente de las reglas 1 y 3.

**Gráfico 6. Aplicación del Operador Máximo**



*Paso 3.* Implicación de los antecedentes a la consecuencia.

**Gráfico 7. Aplicación del método de implicación mínimo**

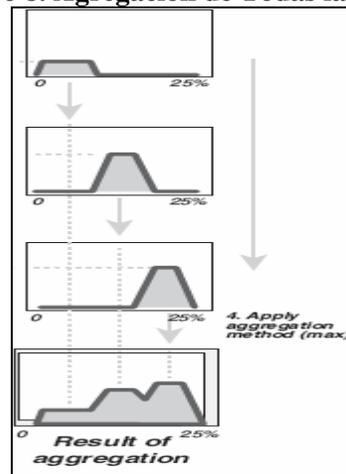


En el Gráfico 6, podemos observar que el número generado por el antecedente (0.7) tiene una implicación en la consecuencia al truncar al conjunto difuso “propina” en el término “generoso” al nivel 0.7, recordemos que antecedentes parciales implican consecuencias parciales. Esta área resultante o conjunto difuso es la generada por la regla 2, de la misma forma debe realizarse la implicación de las otras reglas.

*Paso 4.* Agregación de las consecuencias de cada una de las reglas.

Como se observa en el Gráfico 7, una vez realizada la implicación de los antecedentes a las consecuencias y generadas las áreas de cada regla difusa, se procede a realizar la agregación de estos conjuntos de acuerdo al método escogido, en este caso máximo, el resultado de la agregación es como se muestra en la figura un conjunto difuso, que será a su vez la entrada al método de defusificación.

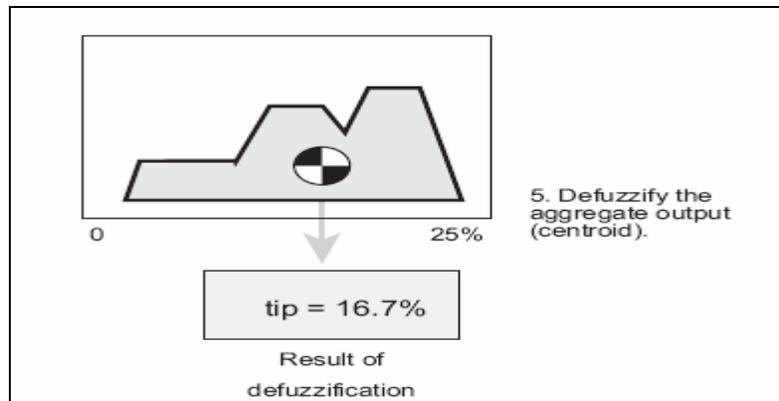
**Gráfico 8. Agregación de Todas las Reglas**



*Paso 5.* La Defusificación.

Es el último recorrido que realiza el sistema de inferencia difuso, la entrada será el área generada en la agregación de las reglas, y la salida un número no difuso o "crisp" que representa la respuesta a las entradas dadas y en nuestro caso el porcentaje de propina ganado por el mesonero, como se observa en la figura 19, el método de defusificación escogido fue el centroide, y la salida o porcentaje ganado es de un 16.7% sobre el monto total del gastos.

**Gráfico 9. Desfuzificación por el Método del Centroide**

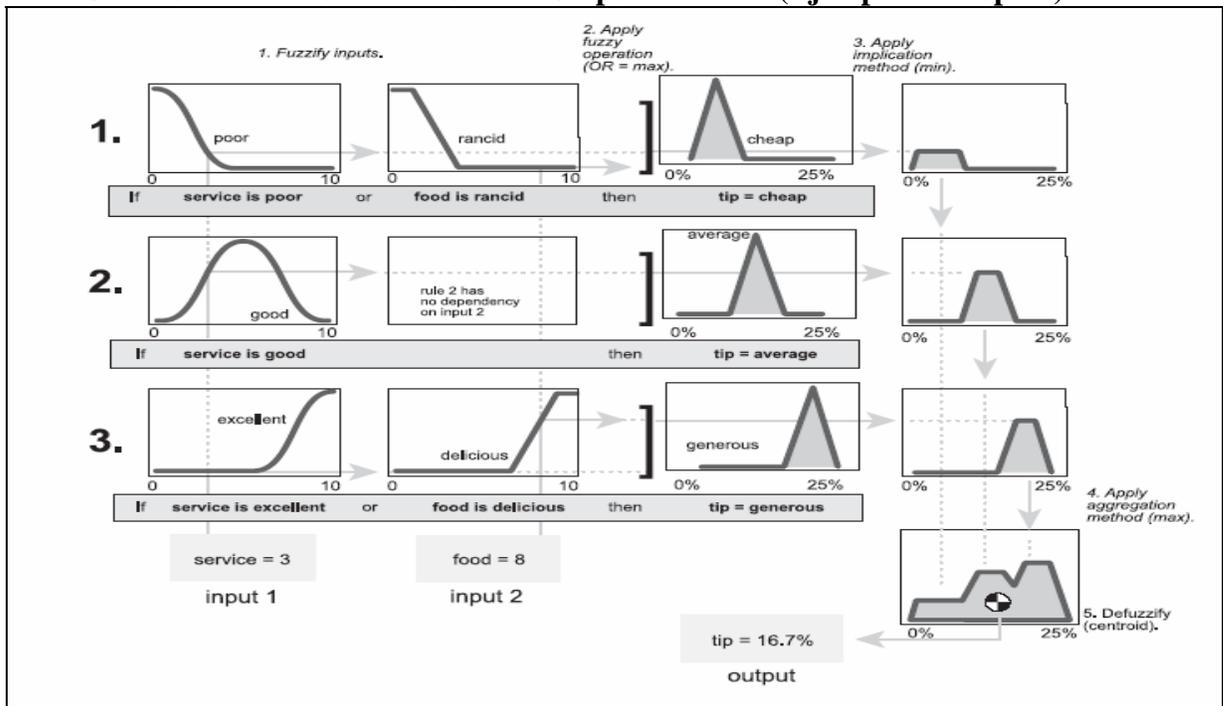


Para el caso de un FIS sugeno, como se dijo anteriormente, su funcionamiento es similar al mamdani mostrado anteriormente, solo que en la salida tendremos una función lineal en vez de la triangular mostrado en el Gráfico 4, además el método de implicación será el producto.

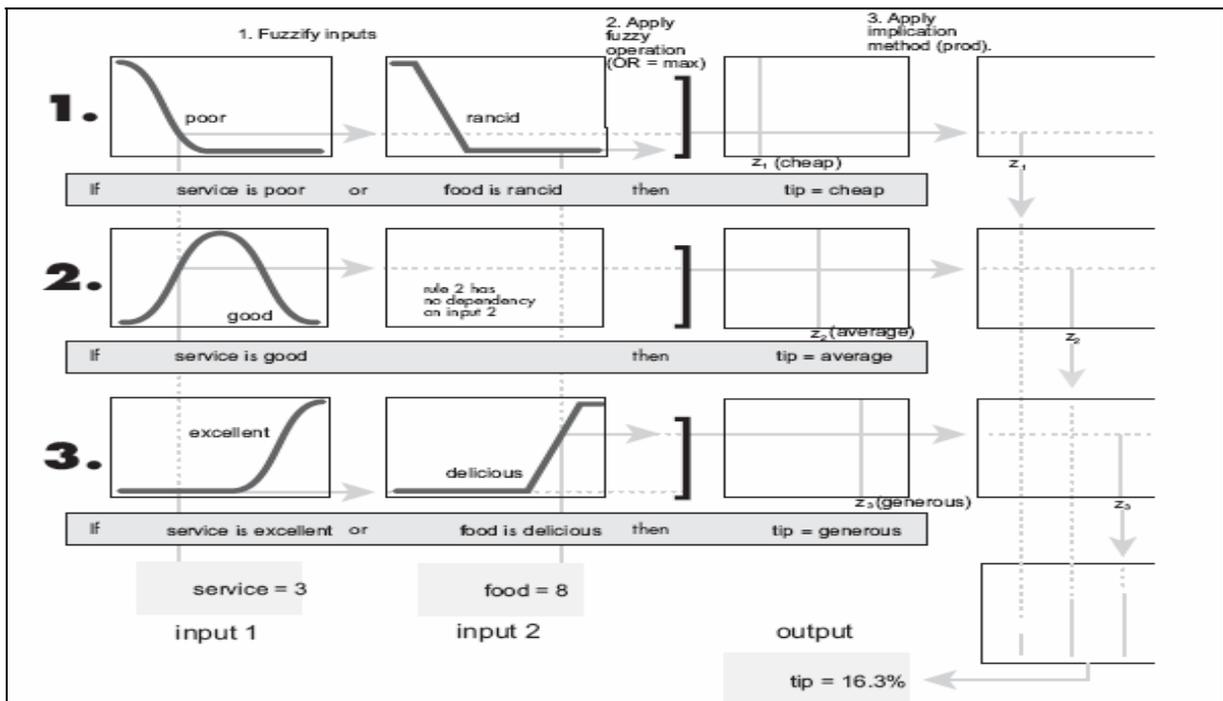
El esquema completo que sigue el FIS sugeno para el ejemplo de la propina se muestra en el Gráfico 11.

Nota: Este ejemplo fue extraído de Fuzzy Logic Toolbox User's Guide Versión 2.0 Última revisión Septiembre 2006, Math Works Inc.

**Gráfico 10. Funcionamiento del FIS tipo Mamdani (Ejemplo la Propina)**



**Gráfico 11. Funcionamiento del FIS tipo Sugeno (Ejemplo la Propina)**



**Anexo 5**  
**Redefinición de las Variables de Entrada**

Razones Financieras	Calculo de la Razón Financiera	Variable estudiada	Aspecto Bancario Evaluado	Riesgo Asociado a la Variable
Rf <sub>1</sub>	<u>Patrimonio</u> Activo Total	V <sub>1</sub> = Rf <sub>1</sub>	<b>Capital</b>	Riesgo de Liquidez
Rf <sub>3</sub>	<u>Otros Activos</u> Patrimonio	V <sub>2</sub> = Rf <sub>3</sub>	<b>Capital</b>	Riesgo de Liquidez
Rf <sub>4</sub>	<u>Activos Improductivos Brutos</u> (Patrimonio+ Gestión Operativa)	V <sub>3</sub> = Rf <sub>4</sub>	<b>Capital</b>	Riesgo de Liquidez
Rf <sub>5</sub>	Provisión Por Cartera de Créditos / Cartera Inmovilizada Bruta	V <sub>4</sub> = Rf <sub>5</sub>	<b>Activos</b>	Riesgo de Crédito
Rf <sub>6</sub>	Provisión Por Cartera de Créditos / Cartera Crédito Bruta	V <sub>5</sub> = Rf <sub>6</sub>	<b>Activos</b>	Riesgo de Crédito
Rf <sub>7</sub>	<u>Otros Activos</u> Activo Total	V <sub>6</sub> =Rf <sub>7</sub>	<b>Activos</b>	Riesgo de Crédito
Rf <sub>8</sub>	<u>Activos Improductivos</u> Activo Total	V <sub>7</sub> =Rf <sub>8</sub>	<b>Activos</b>	Riesgo de Crédito
Rf <sub>9</sub>	<u>Cartera Inmovilizada Bruta</u> Cartera de Crédito Bruta	V <sub>8</sub> =Rf <sub>9</sub>	<b>Activos</b>	Riesgo de Crédito
Rf <sub>10</sub>	<u>Gastos de Transformación</u> Activo Total Promedio	V <sub>9</sub> =Rf <sub>10</sub>	<b>Gestión Administrativa</b>	Riesgo Operacional
Rf <sub>11</sub>	<u>Gastos Personal</u> Captaciones del Publico Promedio	V <sub>10</sub> =Rf <sub>11</sub>	<b>Gestión Administrativa</b>	Riesgo Operacional
Rf <sub>12</sub>	<u>Gastos Operativos</u> Margen Financiero Bruto	V <sub>11</sub> =Rf <sub>12</sub>	<b>Gestión Administrativa</b>	Riesgo Operacional

Rf <sub>13</sub>	(Margen de Intermediación Financiera) / Ingresos Financieros	V <sub>12</sub> =Rf <sub>13</sub>	<b>Gestión Administrativa</b>	Riesgo Operacional
Rf <sub>14</sub>	(Ingresos Cartera de Créditos) / Cartera de Créditos Neta Promedio	V <sub>13</sub> =Rf <sub>14</sub>	<b>Ganancias</b>	Riesgo Operacional
Rf <sub>15</sub>	(Ingresos Cartera de Créditos)/ Cartera de Créditos Bruta Promedio	V <sub>14</sub> =Rf <sub>15</sub>	<b>Ganancias</b>	Riesgo Operacional
Rf <sub>16</sub>	<u>Margen Financiero Bruto</u> Activo Total Promedio	V <sub>15</sub> =Rf <sub>16</sub>	<b>Ganancias</b>	Riesgo Operacional
Rf <sub>17</sub>	Ingresos por Servicios Financieros / Margen Financiero Bruto	V <sub>16</sub> =Rf <sub>17</sub>	<b>Ganancias</b>	Riesgo Operacional
Rf <sub>18</sub>	(Disponibilidades-Rendimiento por Cobrar Disponibilidades) / (Captaciones Publico – Gastos Por Pagar)	V <sub>17</sub> =Rf <sub>18</sub>	<b>Liquidez</b>	Riesgo Liquidez
Rf <sub>19</sub>	(Disponibilidades - Rendimiento por Cobrar Disponibilidades + Inversiones Títulos Valores – Rendimiento por Cobrar Inversiones en Títulos Valores)/ (Captaciones Publico – Gastos Por Pagar)	V <sub>18</sub> =Rf <sub>19</sub>	<b>Liquidez</b>	Riesgo Liquidez
Rf <sub>21</sub>	<u>Cartera Vigente Bruta</u> Captaciones Totales	V <sub>19</sub> =Rf <sub>21</sub>	<b>Liquidez</b>	Riesgo Liquidez
Rf <sub>23</sub>	<u>Cartera de Inversiones</u> Captaciones Totales	V <sub>20</sub> =Rf <sub>23</sub>	<b>Liquidez</b>	Riesgo Liquidez

El tipo de riesgo asociado a las Razones Financieras se extrajo de la investigación realizada por Durán Z. (2006), en su proyecto “Indicadores de Riesgo Financiero determinados mediante un Modelo de Ecuaciones Estructurales.” Caso: La Banca Venezolana entre 1997-2004. Escuela de Estadística. Universidad de los Andes.

## **Anexo 6**

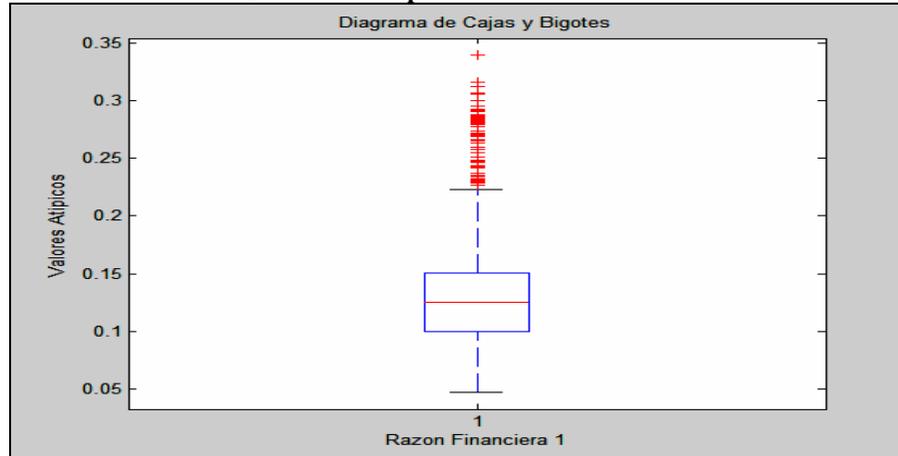
### **Selección de Muestras de Entrenamiento y Prueba**

% Este programa que asigna el valor de la observación correspondiente a un conjunto de  
%índices guardados en “EntrenamientoIND.txt” el cual contiene 30 vectores de 189  
%índices y en “pruebaIND.txt” el cual contiene 30 vectores de 1459 índices, los índices  
%de prueba son escogidos aleatoriamente por la función “randsample” de MATLAB 7.0

```
load 'CData.txt' % Aspecto Capital
load 'AData.txt'
load 'MData.txt'
load 'EData.txt'
load 'LData.txt'
%% carga los índices de los vectores de entrenamiento-prueba originales
load 'pruebaIND.txt'
load 'EntrenamientoIND.txt'
X=CData;
Y=AData;
Z=MData;
R=EData;
W=LData;
n=input('Escoga el Vector de entrenamiento y prueba (1-30): ');
NumberTest= input('Numero de observaciones para la prueba (max 1459): ');
for j=1:NumberTrn
for h=1:30
indE(j,h)= EntrenamientoIND(j,h);
end
end
n1=indE(:,n); %% Contiene los índices del vector de entrenamiento escogido
obs=pruebaIND(:,n);
n2=randsample(obs,NumberTest); % Escoge los índices de Prueba en forma aleatoria
for i=1:NumberTrn
trainingC(i,:)=X(n1(i,1),:);
trainingA(i,:)=Y(n1(i,1),:);
trainingM(i,:)=Z(n1(i,1),:);
trainingE(i,:)=R(n1(i,1),:);
trainingL(i,:)=W(n1(i,1),:);
end
%%Asigna los valores correspondientes a los índices del vector de prueba Escogido
for i=1:NumberTest
TestCapital(i,:)=X(n2(i,1),:);
TestActivos(i,:)=Y(n2(i,1),:);
TestManagement(i,:)=Z(n2(i,1),:);
TestEarnings(i,:)=R(n2(i,1),:);
TestLiquidity(i,:)=W(n2(i,1),:);
end
```

**Anexo 7**  
**Boxplot de las Razones Financieras**

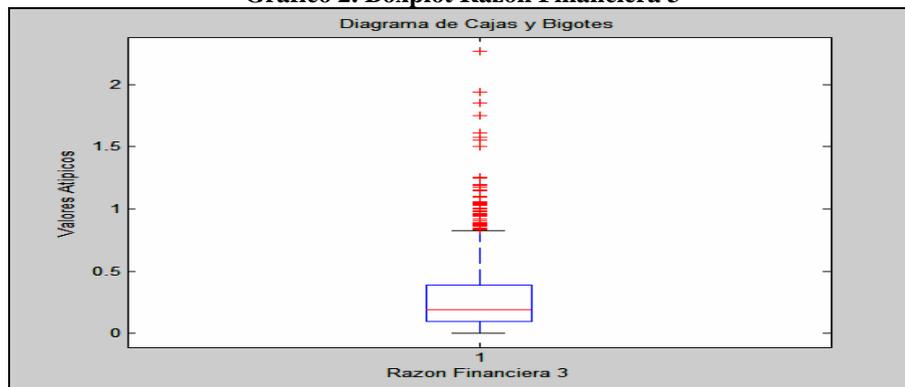
**Gráfico 1. Boxplot Razón Financiera 1**



**Tabla 1. Valores Atípicos Resultantes Razón Financiera 1**

Banco-Periodo	Observación	Valor
VENEZOLANO DE CRÉDITO DICIEMBRE 1996	111	0.3397
VENEZOLANO DE CRÉDITO JUNIO 1996	15	0.31654
INDUSTRIAL DE VENEZUELA JUNIO 1996	10	0.30648

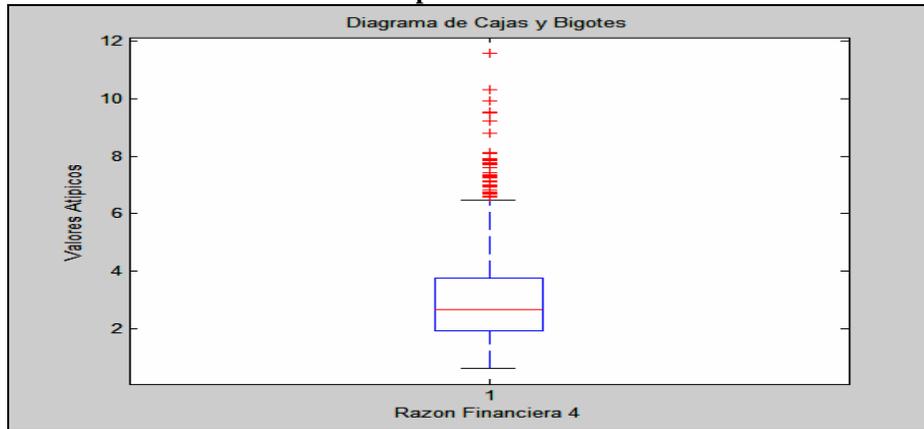
**Gráfico 2. Boxplot Razón Financiera 3**



**Tabla 2. Valores Atípicos Resultantes Razón Financiera 3**

Banco-Periodo	Observación	Valor
CANARIAS DE VENEZUELA DICIEMBRE 2002	1250	2.2657
CANARIAS DE VENEZUELA ENERO 2003	1266	1.9387
CANARIAS DE VENEZUELA FEBRERO 2003	1282	1.8527

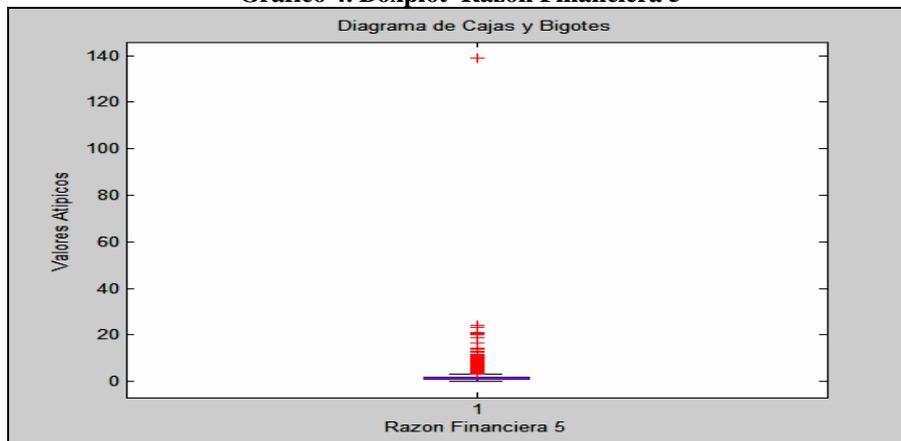
**Gráfico 3. Boxplot Razón Financiera 4**



**Tabla 3. Valores Atípicos Resultantes Razón Financiera 4**

Banco-Periodo	Observación	Valor
FEDERAL NOVIEMBRE 1996	88	11.574
GUAYANA ENERO 1999	505	10.296
GUAYANA ABRIL 1997	169	9.9042

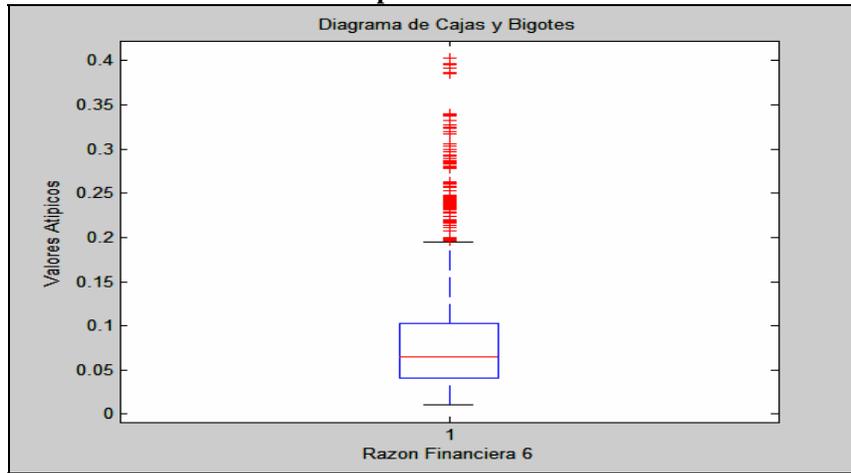
**Gráfico 4. Boxplot Razón Financiera 5**



**Tabla 4. Valores Atípicos Resultantes Razón Financiera 5**

Banco-Periodo	Observación	Valor
VENEZOLANO DE CRÉDITO DICIEMBRE 1997	303	138.88
VENEZOLANO DE CRÉDITO SEPTIEMBRE 1997	255	24.066
VENEZOLANO DE CRÉDITO ENERO 1997	127	23.365

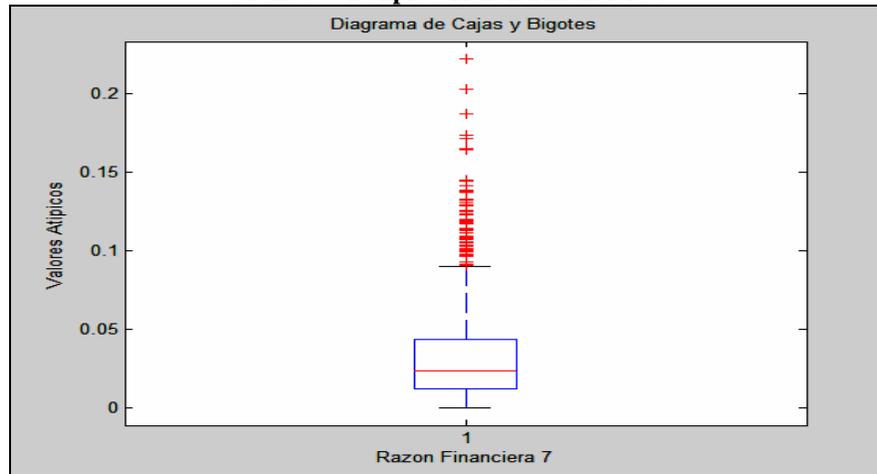
**Gráfico 5. Boxplot Razón Financiera 6**



**Tabla 5. Valores Atípicos Resaltantes Razón Financiera 6**

Banco-Periodo	Observación	Valor
INDUSTRIAL DE VENEZUELA FEBRERO 2004	1482	0.40309
INDUSTRIAL DE VENEZUELA ENERO 2004	1466	0.39698
INDUSTRIAL DE VENEZUELA DICIEMBRE 2003	1450	0.39604

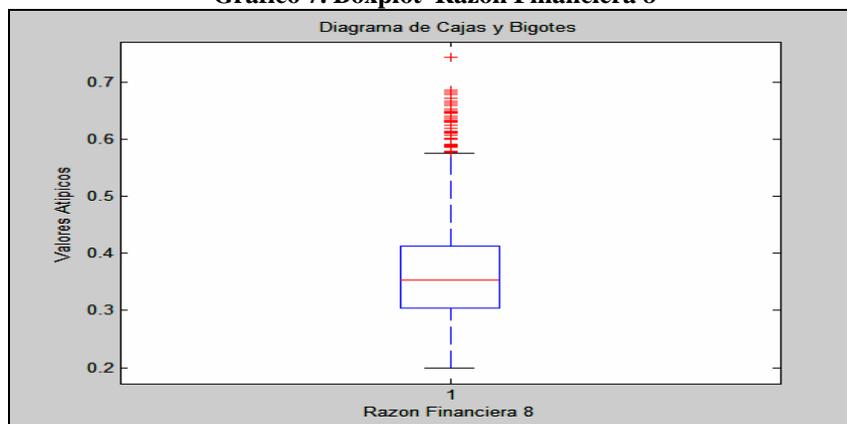
**Gráfico 6. Boxplot Razón Financiera 7**



**Tabla 6. Valores Atípicos Resaltantes Razón Financiera 7**

Banco-Periodo	Observación	Valor
CANARIAS DE VENEZUELA MAYO 2003	1330	0.22205
CANARIAS DE VENEZUELA DICIEMBRE 2002	1250	0.20263
CANARIAS DE VENEZUELA ABRIL 2003	1314	0.1872

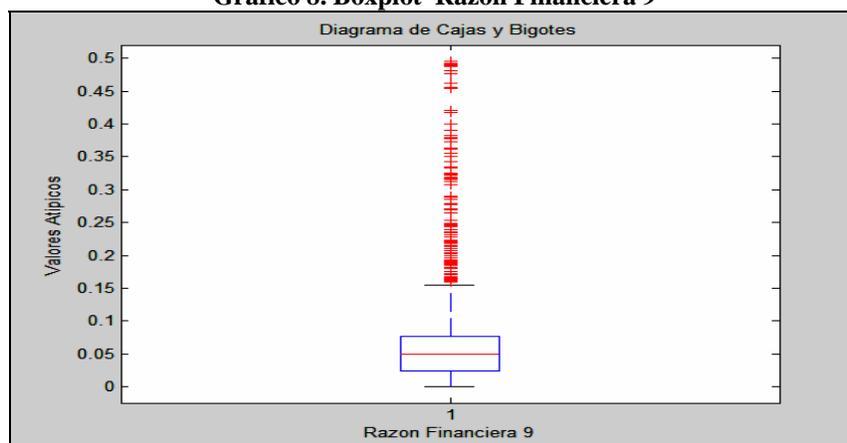
**Gráfico 7. Boxplot Razón Financiera 8**



**Tabla 7. Valores Atípicos Resultantes Razón Financiera 8**

Banco-Periodo	Observación	Valor
CITIBANK JULIO 2003	1365	0.74354
CANARIAS DE VENEZUELA SEPTIEMBRE 2001	1010	0.68564
CANARIAS DE VENEZUELA AGOSTO 2001	994	0.68239

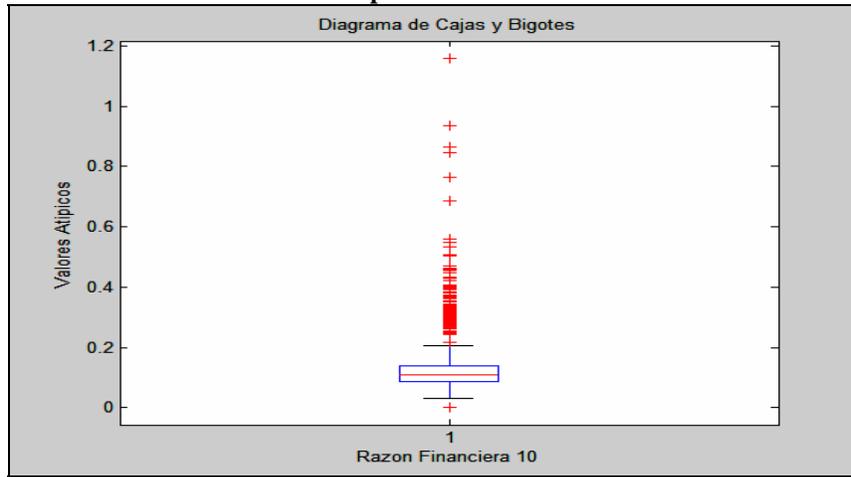
**Gráfico 8. Boxplot Razón Financiera 9**



**Tabla 8. Valores Atípicos Resultantes Razón Financiera 9**

Banco-Periodo	Observación	Valor
INDUSTRIAL DE VENEZUELA NOVIEMBRE 2002	1242	0.49578
INDUSTRIAL DE VENEZUELA ENERO 2003	1274	0.49282
INDUSTRIAL DE VENEZUELA SEPTIEMBRE 2002	1210	0.4918

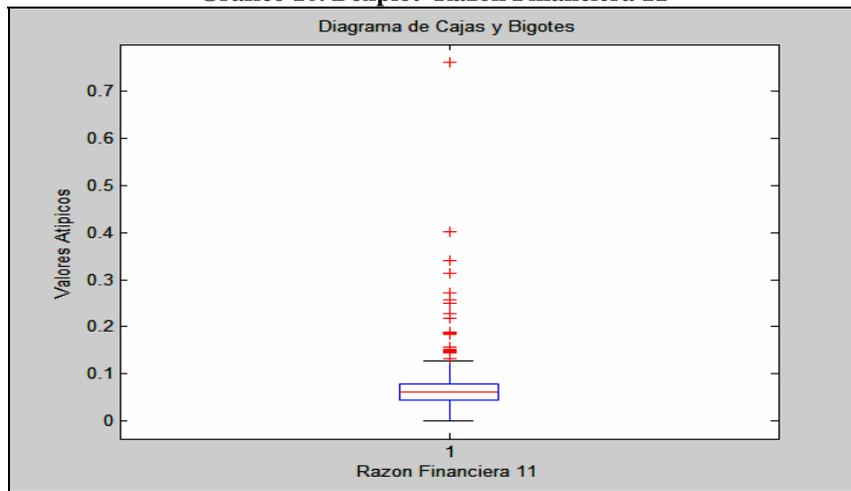
**Gráfico 9. Boxplot Razón Financiera 10**



**Tabla 9. Valores Atípicos Resaltantes Razón Financiera 10**

Banco-Periodo	Observación	Valor
CONFEDERADO ENERO 2001	886	1.1591
CARONÍ ENERO 1999	500	0.93615
PROVINCIAL ENERO 2001	893	0.0014133

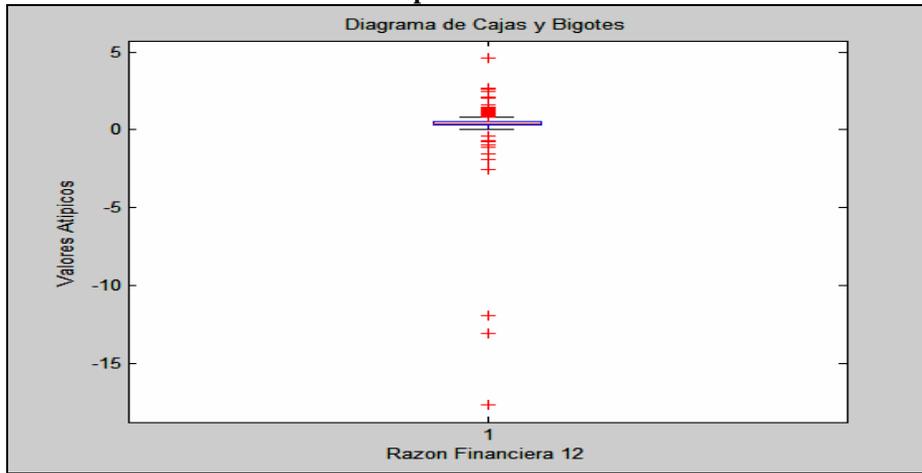
**Gráfico 10. Boxplot Razón Financiera 11**



**Tabla 10. Valores Atípicos Resaltantes Razón Financiera 11**

Banco-Periodo	Observación	Valor
CONFEDERADO ENERO 2001	886	0.76037
CARONÍ ENERO 2003	1268	0.4018
CARONÍ ENERO 2002	1076	0.34143

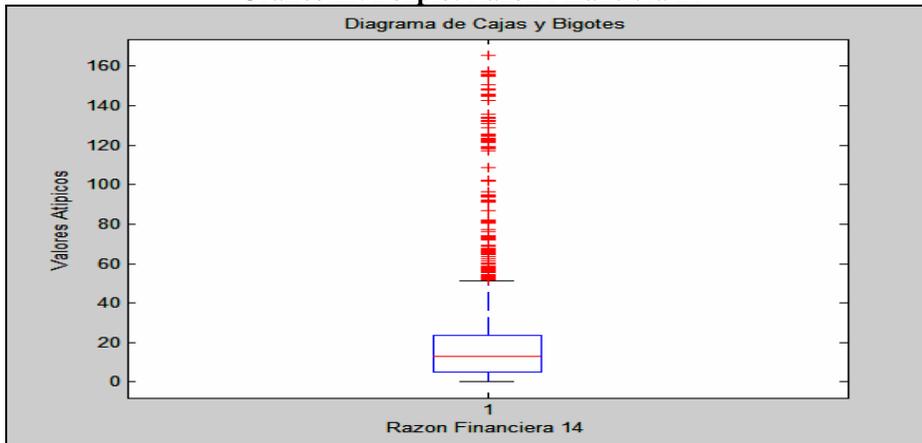
**Gráfico 11. Boxplot Razón Financiera 12**



**Tabla 11. Valores Atípicos Resaltantes Razón Financiera 12**

Banco-Periodo	Observación	Valor
INDUSTRIAL DE VENEZUELA MARZO 2003	1306	4.6041
INDUSTRIAL DE VENEZUELA FEBRERO 2003	1290	-17.645
INDUSTRIAL DE VENEZUELA FEBRERO 2002	1098	-13.042

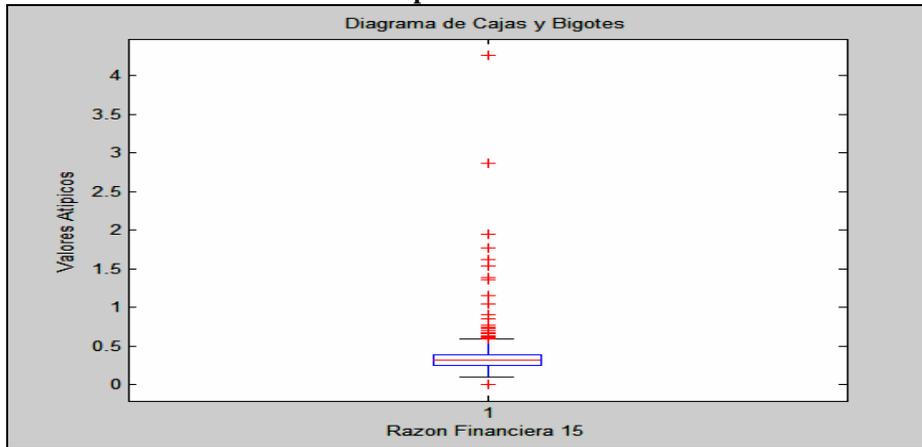
**Gráfico 12. Boxplot Razón Financiera 14**



**Tabla 12. Valores Atípicos Resaltantes Razón Financiera 14**

Banco-Periodo	Observación	Valor
CONFEDERADO DICIEMBRE 1996	102	165.53
CONFEDERADO JULIO 1997	214	157.76
SOFITASA OCTUBRE 1997	270	157.16

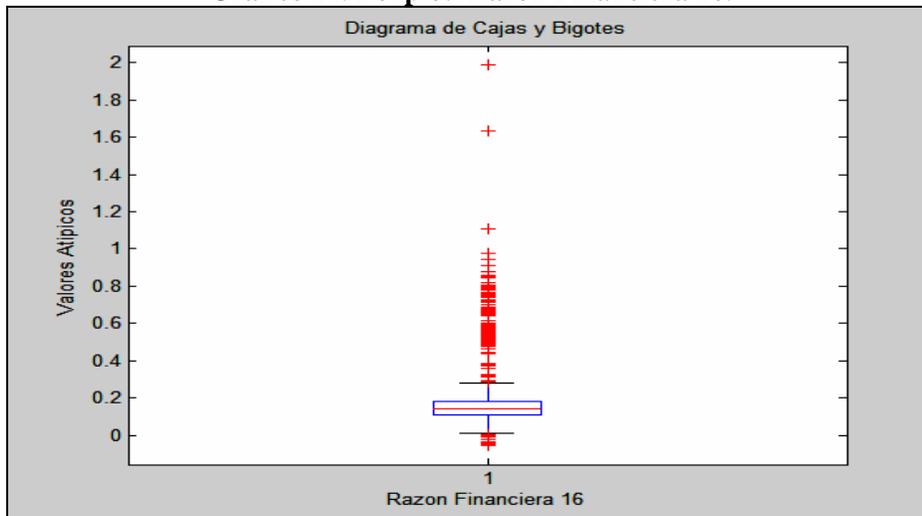
**Gráfico 13. Boxplot Razón Financiera 15**



**Tabla 13. Valores Atípicos Resaltantes Razón Financiera 15**

Banco-Periodo	Observación	Valor
CONFEDERADO ENERO 2001	886	4.265
CARONÍ ENERO 1999	500	2.8679
VENEZUELA ENERO 2001	896	0.0057456

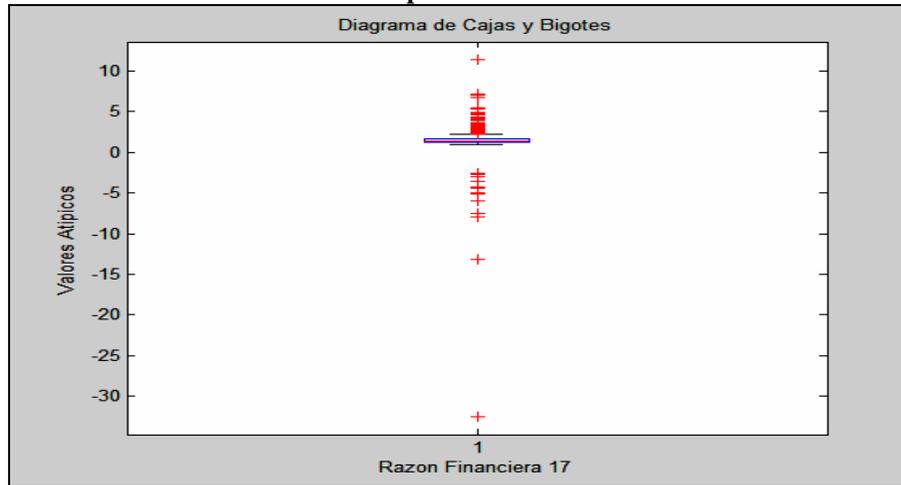
**Gráfico 14. Boxplot Razón Financiera 16.**



**Tabla 14. Valores Atípicos Resaltantes Razón Financiera 16**

Banco-Periodo	Observación	Valor
CONFEDERADO ENERO 2001	886	1.9873
CARONÍ ENERO 1999	500	1.6328
INDUSTRIAL DE VENEZUELA FEBRERO 2003	1290	-0.0044695

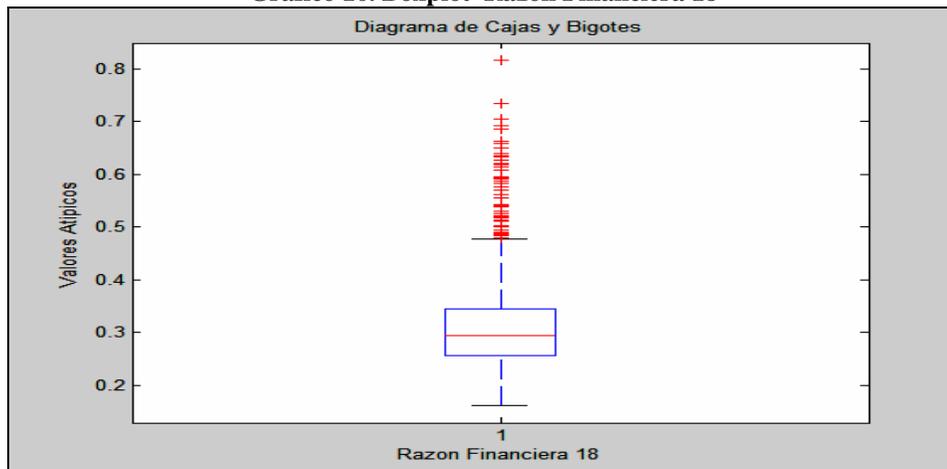
**Gráfico 15. Boxplot Razón Financiera 17**



**Tabla 15. Valores Atípicos Resaltantes Razón Financiera 17**

Banco-Periodo	Observación	Valor
INDUSTRIAL DE VENEZUELA MARZO 2003	1306	11.421
INDUSTRIAL DE VENEZUELA ABRIL 2003	1322	7.2167
INDUSTRIAL DE VENEZUELA FEBRERO 2003	1290	-32.518

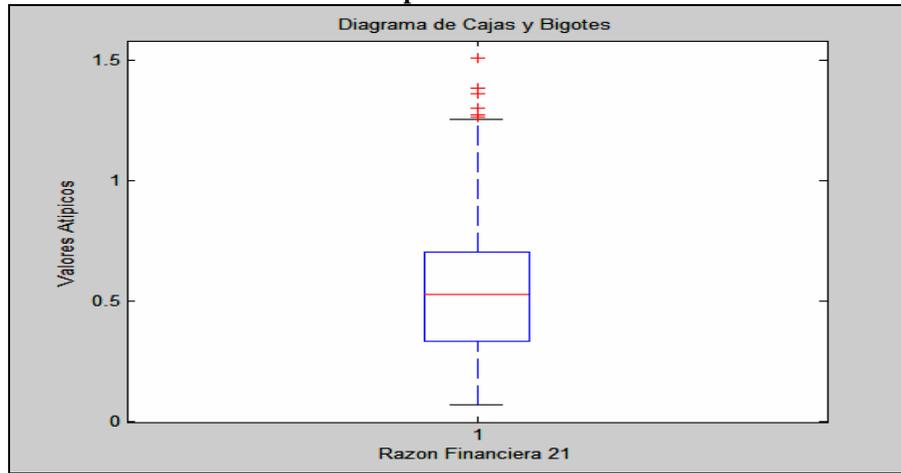
**Gráfico 16. Boxplot Razón Financiera 18**



**Tabla 16. Valores Atípicos Resaltantes Razón Financiera 18**

Banco-Periodo	Observación	Valor
CITIBANK JULIO 2003	1365	0.81668
CITIBANK JUNIO 2003	1349	0.73433
VENEZOLANO DE CRÉDITO MAYO 2000	767	0.70545

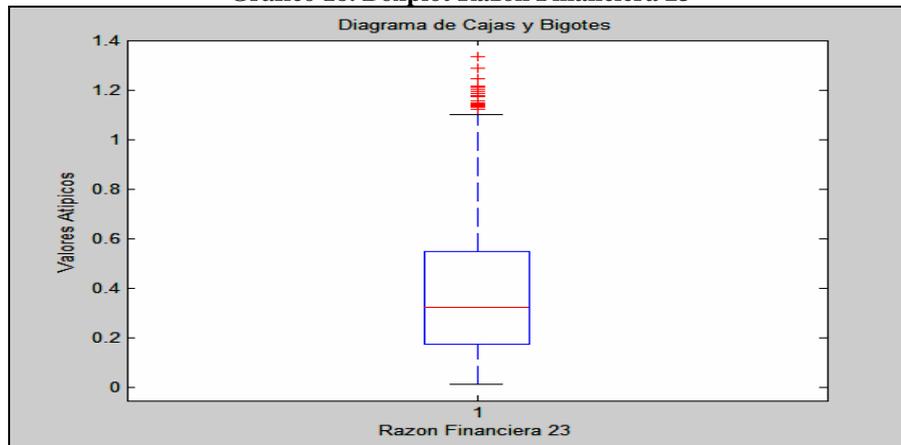
**Gráfico 17. Boxplot Razón Financiera 21**



**Tabla 17. Valores Atípicos Resultantes Razón Financiera 21**

Banco-Periodo	Observación	Valor
VENEZOLANO DE CRÉDITO DICIEMBRE 1997	303	1.5092
VENEZOLANO DE CRÉDITO DICIEMBRE 1996	111	1.3866
VENEZOLANO DE CRÉDITO NOVIEMBRE 1997	287	1.363

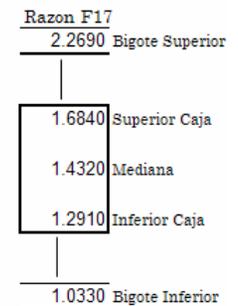
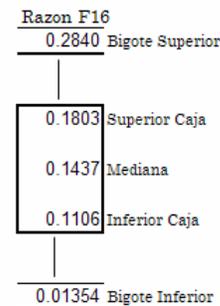
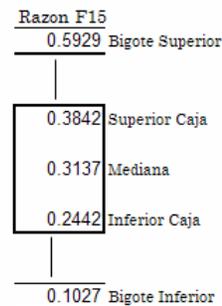
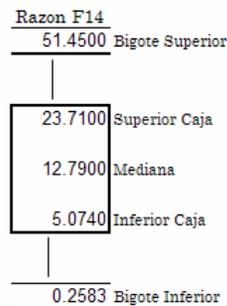
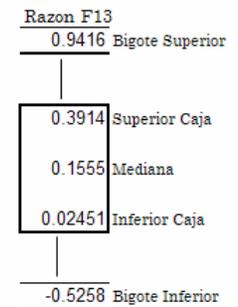
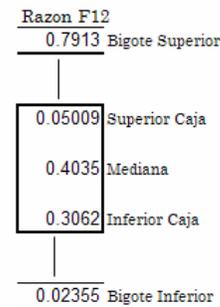
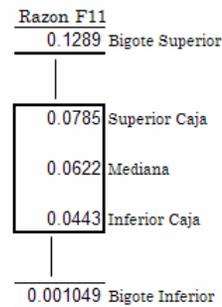
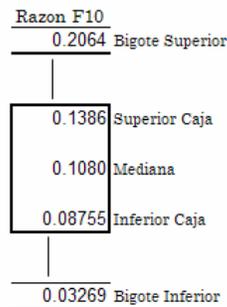
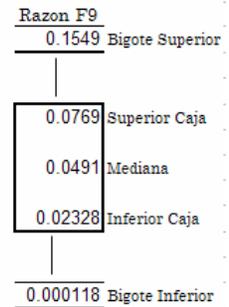
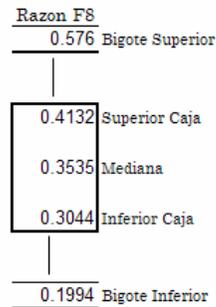
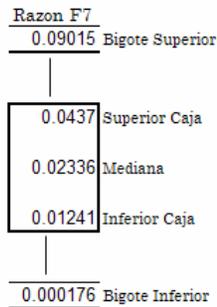
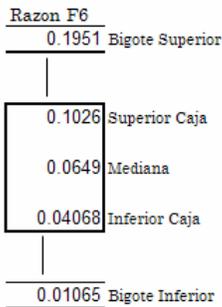
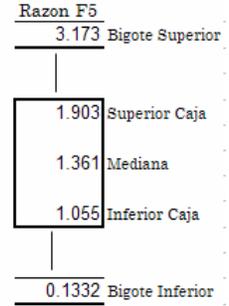
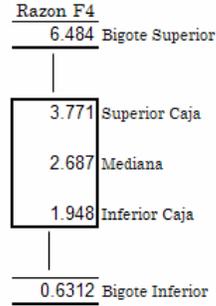
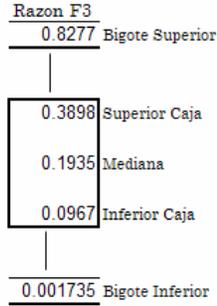
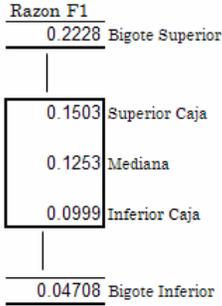
**Gráfico 18. Boxplot Razón Financiera 23**

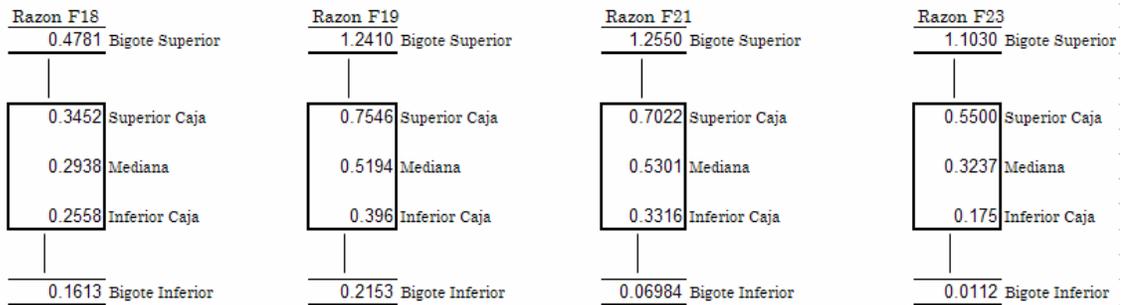


**Tabla 18. Valores Atípicos Resultantes Razón Financiera 23**

Banco-Periodo	Observación	Valor
INDUSTRIAL DE VENEZUELA JUNIO 1996	10	1.3373
INDUSTRIAL DE VENEZUELA SEPTIEMBRE 1996	58	1.2889
INDUSTRIAL DE VENEZUELA NOVIEMBRE 1996	90	1.2459

## Dimensiones de las Cajas





**Tabla 1. Valores corregidos luego de la revisión de las fuentes originales**

Observación	Banco-Período	Razón Financiera
25	Guayana Julio 96	12
25	Guayana Julio 96	13
25	Guayana Julio 96	17
52	Caroní Septiembre 96	12
52	Caroní Septiembre 96	13
52	Caroní Septiembre 96	17
53	Citibank Septiembre 96	12
53	Citibank Septiembre 96	13
53	Citibank Septiembre 96	17
54	Confederado Septiembre 96	12
54	Confederado Septiembre 96	13
54	Confederado Septiembre 96	17
893	Provincial Enero 01	11

### Algoritmo utilizado en MATLAB para la obtención de los valores atípicos

%% Para obtener el diagrama de cajas y bigotes en el programa matlab de la variable 1, se utiliza el comando.

```
>>boxplot (variable1);
```

%% Editando el gráfico se hallan las dimensiones de la caja y los bigotes.

%%Luego para obtener las observaciones que son atípicas tanto superiores como inferiores se utiliza el comando.

```
>>Outliershigh = find (variable1 > "valor_bigote_superior");
```

```
>> Outlierslow = find (variable1 < "valor_bigote_inferior");
```

%% Para Obtener los valores pertenecientes a esas observaciones se utiliza el comando.

```
>> Outliershigh_values = variable1 (Outliershigh);
```

```
>> Outlierslow_values = variable1 (Outlierslow);
```

**Anexo 8**  
**Cálculo de los Indicadores Financieros Utilizados**

**Activo Improductivo (B96-A99)**

Disponibilidades+Rendimiento por Cobrar por Inversiones Temporales+Créditos Vencidos+Créditos en Litigio+Cánones de Arrendamiento Financiero Devengados y no Cobrados+Rendimiento Por Cobrar Por Cartera de Crédito+Otras Cuentas por Cobrar+Bienes Realizables+Rendimiento por Cobrar Por Inversiones Permanentes+Bienes en Uso + Otros Activos.

**Activo Improductivo (B99-A04)**

Disponibilidades+Rendimiento por cobrar por Inversiones en Títulos Valores +Créditos Vencidos+Créditos en Litigio+ Rendimiento Por Cobrar Por Cartera de Crédito+ Rendimiento Por Cobrar Por Otras Cuentas por Cobrar+Bienes Realizables +Bienes en Uso + Otros Activos.

**Cartera Inmovilizada Bruta (B96-A04)**

Créditos Vencidos + Créditos en Litigio

**Cartera de Crédito Bruta (B96-A99):**

Créditos Vigentes+Créditos Reestructurados+Créditos Vencidos+Créditos Litigio+ Rendimiento Por Cobrar Por Cartera de Crédito+ Cánones de Arrendamiento Financiero Devengados y no Cobrados.

**Cartera de Crédito Bruta (B99-A04):**

Créditos Vigentes+Créditos Reestructurados+Créditos Vencidos+Créditos Litigio

**Gastos por Pagar (B96-A99):**

Gastos Por Pagar+ Gastos Pagados Por Otros Financiamientos Obtenidos.

**Gastos por Pagar (B99-A04)= Intereses y Comisiones Por Pagar**

Gastos Por Captaciones del Publico+ Gastos por Obligaciones con el BCV +Gastos por Captaciones y Obligaciones con el BANAP+Gastos por Otros Financiamientos Obtenidos+Gastos por Otras Obligaciones por Intermediación Financiera+Gastos por Obligaciones Subordinadas+Gastos por Obligaciones Convertibles en Capital.

**Cartera de Inversiones (B96-A99)**

Inversiones Temporales+Inversiones Permanentes.

**Cartera de Inversiones (B99-A04)**

Inversiones en Títulos Valores +Inversiones en Empresas Filiales, Afiliadas y Sucursales y Agencias en el Exterior.

(Activos)

**Cartera Vigente Bruta**=Créditos Vigentes+ Créditos Reestructurados.

**Cartera de Créditos Neta**=Cartera de Créditos Bruta -Provisión por Cartera de Créditos.

**INDICADORES PROMEDIO**

Para el Activo Promedio en el mes de Diciembre del año 2004 se calcula como:

$$\text{Activo Promedio}_{\text{Diciembre } 04} = (\text{Activo Total}_{\text{Diciembre } 03} + \text{Activo Total}_{\text{Enero } 04} + \dots + \text{Activo Total}_{\text{Diciembre } 04}) / 13$$

**A**= corresponde a los meses enero, febrero, marzo, abril, mayo y junio.

**B**= corresponde a los meses julio, agosto, septiembre, octubre, noviembre y diciembre

**Anexo 9**  
**Matriz de Correlación Razones Financieras**

Razones	Razón 1	Razón 2	Razón 3	Razón 4	Razón 5	Razón 6	Razón 7	Razón 8	Razón 9
Razón 1	1.00								
Razón 2	0.98	1.00							
Razón 3	-0.30	-0.34	1.00						
Razón 4	-0.71	-0.75	0.54	1.00					
Razón 5	0.24	0.24	-0.13	-0.18	1.00				
Razón 6	0.12	0.07	0.19	0.06	-0.12	1.00			
Razón 7	0.02	-0.03	0.89	0.26	-0.12	0.28	1.00		
Razón 8	-0.21	-0.26	0.55	0.70	-0.17	0.23	0.52	1.00	
Razón 9	0.06	0.02	0.15	0.12	-0.17	0.87	0.20	0.22	1.00
Razón 10	0.11	0.13	-0.15	-0.13	0.09	-0.10	-0.13	-0.06	-0.08
Razón 11	0.27	0.26	-0.07	-0.11	0.05	0.15	-0.01	0.08	0.20
Razón 12	-0.01	-0.02	0.10	0.04	-0.01	-0.08	0.11	0.07	-0.18
Razón 13	0.07	0.12	-0.21	-0.31	0.10	0.01	-0.15	-0.30	-0.12
Razón 14	-0.22	-0.21	-0.06	0.19	-0.06	-0.29	-0.15	0.06	-0.17
Razón 15	-0.07	-0.07	0.05	0.15	-0.08	-0.07	0.02	0.20	-0.06
Razón 16	0.16	0.20	-0.24	-0.23	0.14	-0.24	-0.22	-0.19	-0.27
Razón 17	-0.03	-0.04	0.15	0.08	-0.04	-0.05	0.14	0.09	-0.15
Razón 18	-0.02	-0.01	-0.05	0.29	0.02	-0.05	-0.10	0.48	-0.01
Razón 19	0.02	0.01	0.06	-0.08	-0.09	0.42	0.04	-0.12	0.38
Razón 20	0.21	0.24	-0.25	-0.26	0.25	-0.53	-0.20	-0.13	-0.49
Razón 21	0.21	0.24	-0.23	-0.26	0.26	-0.54	-0.19	-0.13	-0.52
Razón 22	0.21	0.24	-0.25	-0.25	0.25	-0.53	-0.20	-0.13	-0.49
Razón 23	0.11	0.11	0.00	-0.18	-0.10	0.56	0.03	-0.32	0.55

Razones	Razón 10	Razón 11	Razón 12	Razón 13	Razón 14	Razón 15	Razón 16	Razón 17	Razón 18
Razón 10	1.00								
Razón 11	0.62	1.00							
Razón 12	-0.08	-0.06	1.00						
Razón 13	-0.04	-0.12	0.02	1.00					
Razón 14	0.08	0.12	0.03	-0.12	1.00				
Razón 15	0.53	0.64	0.02	-0.10	0.35	1.00			
Razón 16	0.90	0.43	-0.03	0.07	0.02	0.44	1.00		
Razón 17	-0.11	-0.13	0.81	-0.07	-0.04	0.06	-0.03	1.00	
Razón 18	-0.09	0.18	0.02	-0.13	0.12	0.06	-0.11	0.00	1.00
Razón 19	-0.22	-0.03	0.00	0.24	-0.11	-0.04	-0.30	0.00	0.07
Razón 20	0.23	0.19	-0.04	-0.10	0.02	0.01	0.34	-0.05	0.27
Razón 21	0.24	0.17	-0.03	-0.08	0.02	0.01	0.36	-0.04	0.27
Razón 22	0.23	0.19	-0.04	-0.10	0.02	0.01	0.34	-0.05	0.27
Razón 23	-0.22	-0.07	-0.07	0.17	-0.15	-0.10	-0.27	-0.02	-0.30

Razones	Razón 19	Razón 20	Razón 21	Razón 22	Razón 23
Razón 19	1.00				
Razón 20	-0.54	1.00			
Razón 21	-0.54	1.00	1.00		
Razón 22	-0.55	1.00	1.00	1.00	
Razón 23	0.71	-0.74	-0.75	-0.74	1.00

## Anexo 10

### Algoritmo para Generar los Modelos Difusos en MATLAB

%% La metodología usada para la obtención de los modelos de inferencia difusa es:

```
Modelo1=genfis2 (data_entrada, data_salida, radio de influencia);
```

%% Esta instrucción crea un modelo de inferencia difusa de tipo sugeno, basado en  
%% datos de entrada y salida y el radio especificado.

%% Para evaluar la salida que produce el modelo respecto al entrenamiento, %% usamos

```
SalidaModelo1_Trn=evalfis (data_entrada, Modelo1);
```

%% Para calcular el error que produce el modelo respecto al entrenamiento, %% usamos,  
la raíz cuadrada media del error RMSE

```
Error_trn=norm (SalidaModelo1_Trn-data_salida)/sqrt(length(SalidaModelo1_Trn))
```

%% Para evaluar la salida que produce el modelo respecto a la prueba, usamos:

```
Salidamodelo1_prueba=evalfis (data_prueba, Modelo1);
```

%% Para calcular el error que produce el modelo respecto a la prueba, usamos:  
%% la raíz cuadrada media del error

```
Error_prueba=norm(Salidamodelo1_prueba-Salida_prueba)/sqrt(length  
(Salidamodelo1_prueba))
```

%% El código usado para ajustar los parámetros del modelo y disminuir el error de  
%% entrenamiento a través de Anfis sin usar los datos de prueba es:

```
Anfis_Modelo1=anfis ([data_entrada, data_salida], Modelo1, [Numero_de_epocas, paso, error]);
```

%% El código usado para mejorar los resultados del modelo a través de Anfis %% usando  
los datos de prueba es:

```
[Anfis_Modelo2]=anfis([data_entrada,data_salida],Modelo1,[Numero_de_epocas>Error_tolerad  
o,Tamano_del_paso],[data_prueba,Salida_prueba]);
```

**Anexo 11**  
**Resultados obtenidos para los diferentes Radios**

**Tabla 1. RSME promedio para las 30 muestras entrenamiento-prueba (Capital)**

<b>Radio</b>	<b>RSME Promedio (Entrenamiento)</b>	<b>RSME Promedio (Prueba)</b>	<b>RSME Máximo (Prueba)</b>	<b>RSME Mínimo (Prueba)</b>	<b>Varianza del RSME (Prueba)</b>
0.70	0.20530	0.22194	0.28153	0.18833	0.00062
0.69	0.20626	0.22511	0.36532	0.18317	0.00125
0.68	0.20685	0.22205	0.28123	0.18156	0.00063
0.67	0.20513	0.21821	0.28105	0.18042	0.00065
0.66	0.20420	0.21707	0.28085	0.18074	0.00065
0.65	0.20422	0.21727	0.28062	0.18107	0.00063
0.64	0.20413	0.21630	0.28038	0.18142	0.00053
0.63	0.20303	0.21520	0.28011	0.18179	0.00053
0.62	0.20220	0.21449	0.27981	0.18028	0.00052
0.61	0.20187	0.21644	0.27949	0.18279	0.00059
0.6	0.19954	0.21583	0.27934	0.17360	0.00073
0.59	0.19986	0.21575	0.28057	0.17376	0.00072
0.58	0.19955	0.21605	0.28188	0.17449	0.00071
0.57	0.19934	0.21578	0.28314	0.17468	0.00076
0.56	0.19938	0.21555	0.28347	0.17490	0.00076
0.55	0.19972	0.21522	0.28461	0.17500	0.00077
0.54	0.19962	0.21618	0.28598	0.16708	0.00080
0.53	0.19813	0.21434	0.28021	0.16708	0.00068
0.52	0.19834	0.21446	0.27528	0.16711	0.00064
0.51	0.19759	0.21311	0.27394	0.16717	0.00062
0.5	0.19619	0.21095	0.27351	0.16217	0.00070
0.49	0.19633	0.21087	0.26228	0.16249	0.00059
0.48	0.19560	0.21108	0.25861	0.16287	0.00054
0.47	0.19366	0.21108	0.25700	0.16332	0.00054
0.46	0.19308	0.21154	0.25739	0.16384	0.00054
0.45	0.19116	0.21134	0.28011	0.14648	0.00085
0.44	0.18802	0.20878	0.27941	0.14700	0.00070
0.43	0.18537	0.20780	0.25862	0.14763	0.00063
0.42	0.18573	0.20974	0.27764	0.14851	0.00063
0.41	0.18391	0.20921	0.27805	0.14893	0.00058
0.40	0.18031	0.20493	0.27850	0.14932	0.00073
0.39	0.17718	0.20198	0.27901	0.15236	0.00090
0.38	0.17558	0.20100	0.27084	0.14990	0.00092
0.37	0.17345	0.19980	0.27544	0.15003	0.00086
0.36	0.17146	0.20120	0.27192	0.15031	0.00073
0.35	0.16970	0.20388	0.33423	0.15705	0.00130
0.34	0.16609	0.20113	0.33698	0.15826	0.00126
0.33	0.16466	0.19373	0.26231	0.15769	0.00060
0.32	0.16102	0.19872	0.36942	0.15941	0.00153
0.31	0.16079	0.19244	0.24997	0.16013	0.00048
0.30	0.15833	0.19090	0.24197	0.16042	0.00044
0.29	0.15567	0.19292	0.25861	0.16413	0.00053

0.28	0.15599	0.19046	0.24005	0.15678	0.00040
0.27	0.15282	0.19002	0.26134	0.15900	0.00049
0.26	0.15084	0.19648	0.34236	0.15318	0.00132
0.25	0.14920	0.19809	0.33351	0.15951	0.00134
0.24	0.14665	0.19804	0.27052	0.16057	0.00076
0.23	0.14370	0.20302	0.34534	0.15011	0.00137
0.22	0.14140	0.20837	0.33692	0.15883	0.00175
0.21	0.13901	0.21165	0.35840	0.15694	0.00175
0.20	0.13543	0.21119	0.34757	0.15367	0.00141
0.19	0.13106	0.22902	0.53836	0.15435	0.00549
0.18	0.12578	3.10000E+1	9.15000E+2	0.16781	2.79180E+4
0.17	0.12055	1.41000E+2	4.18500E+3	0.16467	5.83540E+5
0.16	0.11121	6.59120E+5	1.97630E+7	0.16807	1.30190E+13
0.15	0.10300	3.70870E+8	1.11300E+10	0.17494	4.12630E+18
0.14	0.08585	5.74879E+7	8.55600E+8	0.21941	3.57310E+16
0.13	0.06443	1.03388E+6	2.89450E+7	0.24589	2.78970E+13
0.12	0.04492	1.54684E+6	2.60610E+7	0.27108	2.64320E+13
0.11	0.02537	1.06188E+8	3.17400E+9	0.46419	3.35820E+17

**Tabla 2. RSME promedio para las 30 muestras entrenamiento-prueba (Activos)**

Radio	RSME Promedio (Entrenamiento)	RSME Promedio (Prueba)	RSME Máximo (Prueba)	RSME Mínimo (Prueba)	Varianza del RSME (Prueba)
0.70	0.22437	0.45155	4.34450	0.17707	0.56236
0.69	0.21703	0.31135	0.88303	0.17739	0.02223
0.68	0.20934	0.42765	4.24060	0.17774	0.53124
0.67	0.20258	0.34075	1.96500	0.17811	0.10309
0.66	0.20411	0.33923	1.77320	0.17850	0.08279
0.65	0.20341	0.33322	1.59890	0.16379	0.06700
0.64	0.20126	0.40073	3.96670	0.16390	0.46105
0.63	0.19985	0.37358	3.47610	0.15686	0.35039
0.62	0.19937	0.35599	3.03470	0.15700	0.26281
0.61	0.19867	0.35158	2.80080	0.15719	0.22301
0.60	0.19838	0.33406	2.40430	0.16631	0.16166
0.59	0.19707	0.32112	2.05050	0.14262	0.11591
0.58	0.19622	0.32193	1.73570	0.14894	0.08429
0.57	0.19561	0.29796	1.13290	0.16538	0.03760
0.56	0.19388	0.29018	0.87153	0.16555	0.02448
0.55	0.19021	0.27317	0.65058	0.16725	0.01440
0.54	0.19097	0.33900	2.71150	0.16148	0.20892
0.53	0.18959	0.25674	0.57863	0.16202	0.00831
0.52	0.18913	0.25950	0.54525	0.16192	0.00869
0.51	0.19039	0.26736	0.57248	0.16177	0.01084
0.50	0.18865	0.26366	0.57514	0.15583	0.01133
0.49	0.18682	0.26677	0.57634	0.15161	0.01326
0.48	0.18570	0.26956	0.61647	0.14657	0.01601
0.47	0.18331	0.26759	0.61171	0.14492	0.01616

0.46	0.18282	0.26235	0.60653	0.14348	0.01365
0.45	0.18250	0.26461	0.60094	0.14226	0.01387
0.44	0.18100	0.26808	0.59494	0.15541	0.01373
0.43	0.17889	0.26206	0.58859	0.15882	0.01290
0.42	0.17666	0.25637	0.58194	0.15647	0.01136
0.41	0.17429	0.25242	0.57507	0.15446	0.01181
0.40	0.17022	0.24692	0.65838	0.14545	0.01288
0.39	0.16619	0.22987	0.55695	0.14260	0.00681
0.38	0.16298	0.22792	0.54652	0.14311	0.00578
0.37	0.16117	0.21424	0.33977	0.14703	0.00205
0.36	0.15508	0.21888	0.38024	0.14496	0.00284
0.35	0.15245	0.21507	0.37016	0.14840	0.00325
0.34	0.14745	0.20868	0.34652	0.14681	0.00221
0.33	0.14535	0.20862	0.33629	0.14362	0.00195
0.32	0.14305	0.21803	0.62742	0.13200	0.00794
0.31	0.13848	0.21561	0.62279	0.13597	0.00778
0.30	0.13530	0.24279	0.90247	0.12886	0.02352
0.29	0.12931	0.23497	0.60328	0.13320	0.00965
0.28	0.12663	0.22878	0.48875	0.14547	0.00834
0.27	0.12255	0.23753	0.49722	0.15347	0.00812
0.26	0.11846	0.25062	0.62607	0.13703	0.01277
0.25	0.11127	0.28694	0.92079	0.15631	0.02513
0.24	0.10581	87.00000	2.57400E+3	0.16889	2.20702E+5
0.23	0.09872	2.11894E+5	6.33270E+6	0.16290	1.33640E+7
0.22	0.09351	8.11204E+06	2.08510E+08	0.17307	1.47260E+15
0.21	0.08224	2.41680E+07	6.72030E+08	0.17387	1.50630E+16
0.20	0.07061	1.10224E+05	2.25320E+06	0.19007	1.80840E+11
0.19	0.05831	1.40091E+06	2.09470E+07	0.27444	2.10670E+13
0.18	0.04033	7.93247E+06	2.02360E+08	0.28110	1.38600E+15
0.17	0.02269	3.44356E+05	6.34590E+06	0.81332	1.52130E+12
0.16	0.00844	2.97500E+06	8.60300E+07	1.34390	2.46220E+14
0.15	0.00186	1.32433E+05	3.89970E+06	0.55990	5.06350E+11
0.14	0.00048	2.35820E+04	7.05180E+05	0.53779	1.65720E+10
0.13	0.00000	5.27630	21.07800	0.83983	26.48752
0.12	0.00000	2.87714	7.87040	0.56427	3.97956
0.11	0.00000	2.16790	5.88590	0.39780	2.24503

**Tabla 3. RSME promedio para las 30 muestras de entrenamiento-prueba (Gestión Administrativa)**

Radio	RSME Promedio (Entrenamiento)	RSME Promedio (Prueba)	RSME Máximo (Prueba)	RSME Mínimo (Prueba)	Varianza del RSME (Prueba)
0.70	0.52125	0.82275	2.43030	0.35817	0.28289
0.69	0.51783	0.93663	5.74330	0.35876	1.01617
0.68	0.50225	0.91936	5.72770	0.35938	1.01633
0.67	0.48862	0.89542	5.71020	0.35946	0.99502
0.66	0.46709	0.97771	5.34120	0.35577	1.08487
0.65	0.44914	0.90594	5.60240	0.35207	0.96908

0.64	0.42854	1.19315	6.88230	0.34836	2.38702
0.63	0.41426	1.11110	5.50830	0.34466	1.78038
0.62	0.39620	0.99477	5.49990	0.34096	1.16675
0.61	0.38755	1.18689	11.23100	0.33729	4.00526
0.60	0.38152	1.09588	9.69880	0.33366	2.82903
0.59	0.36478	1.48294	10.56600	0.36426	4.44216
0.58	0.36230	1.27261	6.90510	0.36251	2.29447
0.57	0.35133	1.32315	6.93500	0.37033	2.29285
0.56	0.35055	1.34373	6.90480	0.38179	2.25042
0.55	0.34837	1.27018	6.87380	0.37846	2.10616
0.54	0.35114	1.16466	6.84170	0.36986	2.01893
0.53	0.35319	1.26283	6.80840	0.31021	2.17727
0.52	0.34867	1.16280	6.77380	0.31525	1.78278
0.51	0.34593	1.14314	6.73770	0.31963	1.76792
0.50	0.34211	1.21083	8.51090	0.32325	2.53641
0.49	0.34136	1.19156	7.60110	0.32606	2.10123
0.48	0.33889	1.15700	7.53400	0.32809	2.08453
0.47	0.33694	1.20644	7.46480	0.36855	2.03003
0.46	0.33599	1.26509	7.39360	0.25595	2.48648
0.45	0.33688	1.23061	7.32060	0.28631	2.35294
0.44	0.33729	1.06708	7.24590	0.28137	1.81888
0.43	0.33493	1.16254	7.16980	0.27692	2.11537
0.42	0.33060	1.52083	21.22500	0.27176	14.44166
0.41	0.32149	1.63948	19.83600	0.24731	12.71559
0.40	0.31677	1.52177	18.18200	0.19211	10.64083
0.39	0.31377	1.20989	8.25480	0.22135	2.47560
0.38	0.30430	1.23259	7.75440	0.19252	2.35766
0.37	0.30018	1.17355	7.33340	0.28926	2.17643
0.36	0.29808	1.20678	7.66210	0.28376	2.55804
0.35	0.29216	1.24123	7.36560	0.24487	2.97180
0.34	0.28846	1.17268	7.07010	0.18853	2.04636
0.33	0.28729	1.19204	8.14920	0.16877	2.54278
0.32	0.27292	1.04067	6.64440	0.17028	1.84275
0.31	0.26504	1.03392	5.87140	0.17481	1.55606
0.30	0.25022	1.07240	5.59900	0.20082	1.46993
0.29	0.23650	1.65164	23.94300	0.19210	18.21967
0.28	0.22131	1.47971	23.00100	0.19273	16.96228
0.27	0.20666	0.86970	5.31160	0.18804	0.92632
0.26	0.19232	0.83289	2.81990	0.18203	0.50990
0.25	0.17745	0.76026	2.58470	0.23996	0.46777
0.24	0.17021	0.80294	2.87250	0.19453	0.52181
0.23	0.16404	1.51035	16.32900	0.22981	10.51840
0.22	0.15594	1.04922	4.87230	0.22756	1.23467
0.21	0.14740	1.19158	9.20760	0.23685	3.23601
0.20	0.14311	1.82236	25.23200	0.24316	21.00000
0.19	0.13642	13.35545	346.00000	0.25407	3969.00000
0.18	0.12553	26.65641	739.00000	0.18402	1.81380E+04
0.17	0.12187	334.00000	5949.00000	0.23280	1.66935E+06
0.16	0.11321	3.54510E+04	1.02220E+06	0.22688	3.47600E+10

0.15	0.09922	2.11480E+04	4.53190E+05	0.19378	7.36245E+09
0.14	0.08859	9.97474E+06	2.98830E+08	0.24756	2.97640E+15
0.13	0.07755	1.76309E+08	4.58700E+09	0.25132	7.04870E+17
0.12	0.06520	6.70775E+08	1.44600E+10	0.27519	7.83110E+18
0.11	0.05051	2.13018E+07	6.16770E+08	0.46056	1.26650E+16

**Tabla 4. RSME promedio para las 30 muestras de entrenamiento-prueba (Ganancias)**

<b>Radio</b>	<b>RSME Promedio (Entrenamiento)</b>	<b>RSME Promedio (Prueba)</b>	<b>RSME Máximo (Prueba)</b>	<b>RSME Mínimo (Prueba)</b>	<b>Varianza del RSME (Prueba)</b>
0.70	0.45530	0.82524	8.90300	0.26387	2.36676
0.69	0.43919	0.81816	9.00330	0.26378	2.43680
0.68	0.42881	0.80662	9.10450	0.26369	2.49068
0.67	0.41085	0.78555	9.20690	0.26829	2.56001
0.66	0.40064	0.77355	9.31030	0.26829	2.62517
0.65	0.39592	0.76421	9.41500	0.26831	2.69459
0.64	0.39596	0.46228	0.73666	0.26833	0.02213
0.63	0.38537	0.46365	1.02620	0.26837	0.03067
0.62	0.38545	0.46191	0.97361	0.26843	0.02881
0.61	0.37652	0.53705	3.16490	0.26850	0.27072
0.60	0.37416	0.53757	3.16500	0.26859	0.26935
0.59	0.36108	0.53242	3.16500	0.27031	0.27123
0.58	0.35617	0.54647	3.16480	0.27030	0.27661
0.57	0.34758	0.53499	3.16430	0.26600	0.27464
0.56	0.33768	0.51588	3.16350	0.26807	0.26904
0.55	0.33751	0.51007	3.16240	0.26801	0.26682
0.54	0.32826	0.53412	3.16080	0.26797	0.29389
0.53	0.31904	0.54239	3.15860	0.26795	0.29471
0.52	0.32088	0.53053	3.15580	0.26798	0.29246
0.51	0.32242	0.52353	3.15220	0.26804	0.29201
0.50	0.31894	0.53016	3.14770	0.26851	0.29143
0.49	0.31807	0.53384	3.14210	0.26864	0.28531
0.48	0.31617	0.48744	1.46950	0.26882	0.08491
0.47	0.31508	0.51586	1.82460	0.26548	0.12318
0.46	0.31628	0.51789	2.16920	0.26618	0.15351
0.45	0.31638	0.52317	2.50470	0.26650	0.19074
0.44	0.31573	0.46915	1.23750	0.26677	0.06088
0.43	0.31492	0.45936	1.18050	0.26711	0.04511
0.42	0.30444	0.58548	3.38000	0.19853	0.47726
0.41	0.30762	0.61421	3.27410	0.26805	0.54385
0.40	0.29965	0.60774	3.16560	0.26764	0.44915
0.39	0.29398	0.66574	4.37840	0.23835	0.77442
0.38	0.28863	0.69994	5.45140	0.23899	1.13347
0.37	0.28509	0.74885	4.58870	0.22403	0.93367
0.36	0.27560	2.76962	58.46200	0.22494	112.00000
0.35	0.27855	0.86940	4.02900	0.22471	1.00017
0.34	0.27431	0.95843	4.18540	0.18109	1.15265

0.33	0.26608	0.77498	3.00060	0.20190	0.61430
0.32	0.26375	0.67023	2.22810	0.19986	0.38535
0.31	0.25870	0.96056	7.18060	0.19683	2.02378
0.30	0.24952	6.97515	127.73000	0.22269	616.00000
0.29	0.24949	8.58797	174.36000	0.21145	1086.00000
0.28	0.24513	3.28744	58.95500	0.18919	126.00000
0.27	0.23628	4.03118	81.48800	0.18803	225.00000
0.26	0.22929	8.53750	162.40000	0.18480	1041.00000
0.25	0.22073	7.75695	139.78000	0.18133	792.00000
0.24	0.21527	7.14401	118.60000	0.22513	622.00000
0.23	0.20686	37.00000	1010.00000	0.19644	3.38880E+04
0.22	0.20216	34.00000	953.00000	0.20886	3.02010E+04
0.21	0.19364	7.00000	149.00000	0.20500	762.00000
0.20	0.18579	1.41000	16.00000	0.20334	10.00000
0.19	0.18148	4.00000	62.00000	0.20491	136.00000
0.18	0.17053	11.00000	277.00000	0.20324	2558.00000
0.17	0.15893	7.00000	172.00000	0.20704	981.00000
0.16	0.15042	15.00000	211.00000	0.20631	2204.00000
0.15	0.13936	41.00000	610.00000	0.21178	1.54470E+04
0.14	0.13298	784.00000	2.2678E+05	0.21347	1.71094E+07
0.13	0.12223	1.66300E+03	4.80670E+04	0.20657	7.68962E+07
0.12	0.10659	4.80832E+05	1.44180E+07	0.22152	6.92910E+12
0.11	0.08536	3.86910E+04	1.02930E+06	0.21290	3.55640E+10

**Tabla 5. RSME promedio para las 30 muestras de entrenamiento-prueba (Liquidez)**

<b>Radio</b>	<b>RSME Promedio (Entrenamiento)</b>	<b>RSME Promedio (Prueba)</b>	<b>RSME Máximo (Prueba)</b>	<b>RSME Mínimo (Prueba)</b>	<b>Varianza del RSME (Prueba)</b>
0.70	0.20915	0.23792	0.38264	0.14962	0.00249
0.69	0.20567	0.23176	0.32113	0.14967	0.00182
0.68	0.20300	0.22965	0.32105	0.14974	0.00171
0.67	0.19884	0.22601	0.32097	0.14983	0.00215
0.66	0.19856	0.22565	0.32090	0.14993	0.00215
0.65	0.19968	0.22797	0.34363	0.15005	0.00258
0.64	0.19964	0.22836	0.34354	0.15018	0.00262
0.63	0.19376	0.22130	0.34343	0.15033	0.00263
0.62	0.18729	0.21517	0.34332	0.15049	0.00230
0.61	0.18492	0.21427	0.34320	0.14577	0.00242
0.60	0.18319	0.21259	0.34307	0.14598	0.00236
0.59	0.18620	0.20739	0.30587	0.15514	0.00121
0.58	0.18704	0.21134	0.30689	0.15481	0.00147
0.57	0.18502	0.20946	0.30896	0.15449	0.00148
0.56	0.18042	0.21046	0.30948	0.14559	0.00152
0.55	0.17218	0.20569	0.30992	0.14590	0.00167
0.54	0.16741	0.20043	0.28495	0.14069	0.00166
0.53	0.16203	0.19750	0.30275	0.14071	0.00152
0.52	0.15934	0.19487	0.29594	0.14214	0.00128
0.51	0.15899	0.19383	0.29838	0.14164	0.00140

0.50	0.15532	0.18875	0.29846	0.14119	0.00154
0.49	0.15390	0.19042	0.29850	0.14078	0.00173
0.48	0.15065	0.18738	0.29595	0.13832	0.00153
0.47	0.14921	0.18516	0.29799	0.13809	0.00117
0.46	0.14964	0.18038	0.24459	0.14027	0.00061
0.45	0.14608	0.18191	0.25664	0.13819	0.00065
0.44	0.14466	0.18639	0.25733	0.13893	0.00061
0.43	0.14378	0.18287	0.26080	0.13908	0.00058
0.42	0.14079	0.18192	0.25936	0.14760	0.00049
0.41	0.13940	0.17964	0.22289	0.14588	0.00032
0.40	0.13752	0.17999	0.22722	0.14771	0.00046
0.39	0.13700	0.17959	0.23435	0.14670	0.00050
0.38	0.13572	0.18227	0.27670	0.13820	0.00086
0.37	0.13565	0.18238	0.28353	0.13953	0.00096
0.36	0.13478	0.18984	0.38314	0.14179	0.00200
0.35	0.13210	0.18664	0.31606	0.14469	0.00111
0.34	0.12824	0.18743	0.36040	0.14264	0.00168
0.33	0.12818	0.18658	0.35429	0.14571	0.00148
0.32	0.12515	0.18837	0.30393	0.14396	0.00093
0.31	0.12308	10.00000	285.00000	0.14918	2.70600E+03
0.30	0.12084	20.00000	586.00000	0.13474	1.14180E+04
0.29	0.11888	33.00000	981.00000	0.13573	3.20640E+04
0.28	0.11565	75.00000	2.22800E+03	0.14182	1.65348E+05
0.27	0.11143	182.00000	5.39900E+03	0.13984	9.70858E+05
0.26	0.10676	849.00000	2.54290E+04	0.14081	2.15527E+07
0.25	0.10083	1.76400E+03	5.28660E+04	0.16305	9.31538E+07
0.24	0.09497	4.79400E+03	1.43780E+05	0.16554	6.89072E+08
0.23	0.08733	8.68380E+04	2.60400E+06	0.18219	2.26020E+11
0.22	0.07750	6.53069E+05	1.95860E+07	0.20141	1.27870E+13
0.21	0.06359	1.01201E+08	2.82600E+09	0.18155	2.65700E+17
0.20	0.04586	3.65950E+08	9.82600E+09	0.28256	3.23670E+18
0.19	0.02924	6.17425E+07	1.65400E+09	0.30099	9.14930E+16
0.18	0.01271	2.49350E+08	4.14900E+09	0.31828	8.94750E+17
0.17	0.00501	1.43334E+05	4.12280E+06	0.40725	5.65830E+11
0.16	0.00097	1.38034E+08	4.14000E+09	0.27756	5.71280E+17
0.15	0.00000	9.62432	215.26000	0.27226	1.58600E+03
0.14	0.00000	0.97916	12.26800	0.23052	4.63003
0.13	0.00000	0.43084	1.19320	0.20869	0.04651
0.12	0.00000	0.32999	0.58230	0.21508	0.00922
0.11	0.00000	0.29054	0.45258	0.15400	0.00566

**Anexo 12**  
**Topología de los Modelos FIS**

**Topología del Modelo de Calificación de ACTIVOS**

<b>Nombre: FIS Activos-23</b>	
1. Tipo de Sistema de Inferencia Difuso	SUGENO
2. Variables de Entrada	5
3. Variables de Salida	1
4. Número de Funciones de Pertenencia para las Entradas	[5 5 5 5 5]
5. Número de Funciones de Pertenencia para la Salida	5
6. Número de Reglas Difusas	5
7. Método Operador “Y”	PROD
8. Método Operador “O”	PROBOR
9. Método de “Implicación”	PROD
10. Método de “Agregación”	MAX
11. Método de “Desfusificación”	WTAVER
12. Rango de las Variables de Entrada	[0.3068 0.1895] [0.01253 0.3395] [0.000559 0.2221] [0.2143 0.6796] [0.001177 0.4928]
13. Rango de la Variable de Salida	[1.4 4.8]
14. Tipo de Función de Pertenencia para Variables de Entrada	GAUSS
15. Tipo de Función de Pertenencia para la Variable de Salida	LINEAR

**Topología del Modelo Calificación de GESTIÓN ADMINISTRATIVA**

<b>Nombre: FIS Gestión-23</b>	
1. Tipo de Sistema de Inferencia Difuso	SUGENO
2. Variables de Entrada	4
3. Variables de Salida	1
4. Número de Funciones de Pertenencia para las Entradas	[10 10 10 10]
5. Número de Funciones de Pertenencia para la Salida	10
6. Número de Reglas Difusas	10
7. Método Operador “Y”	PROD
8. Método Operador “O”	PROBOR
9. Método de “Implicación”	PROD
10. Método de “Agregación”	MAX
11. Método de “Desfusificación”	WTAVER
12. Rango de las Variables de Entrada	[0.03436 0.9362] [0.01644 0.2709] [-11.95 1.044] [-1.593 3.564]
13. Rango de la Variable de Salida	[1 4.75]
14. Tipo de Función de Pertenencia para Variables de Entrada	GAUSS
15. Tipo de Función de Pertenencia para la Variable de Salida	LINEAR

**Topología del Modelo de Calificación de Ganancias**

<b>Nombre: FIS Ganancias-23</b>	
1. Tipo de Sistema de Inferencia Difuso	SUGENO
2. Variables de Entrada	4
3. Variables de Salida	1
4. Número de Funciones de Pertenencia para las Entradas	[6 6 6 6]
5. Número de Funciones de Pertenencia para la Salida	6
6. Número de Reglas Difusas	6
7. Método Operador “Y”	PROD
8. Método Operador “O”	PROBOR
9. Método de “Implicación”	PROD
10. Método de “Agregación”	MAX
11. Método de “Desfusificación”	WTAVER
12. Rango de las Variables de Entrada	[0.6587 155] [0.1045 2.868] [-0.0535 1.633] [-13.14 4.935]
13. Rango de la Variable de Salida	[1 4.75]
14. Tipo de Función de Pertenencia para Variables de Entrada	GAUSS
15. Tipo de Función de Pertenencia para la Variable de Salida	LINEAR

**Topología del Modelo de Calificación Liquidez**

<b>Nombre: FIS Liquidez-23</b>	
1. Tipo de Sistema de Inferencia Difuso	SUGENO
2. Variables de Entrada	4
3. Variables de Salida	1
4. Número de Funciones de Pertenencia para las Entradas	[6 6 6 6]
5. Número de Funciones de Pertenencia para la Salida	6
6. Número de Reglas Difusas	6
7. Método Operador “Y”	PROD
8. Método Operador “O”	PROBOR
9. Método de “Implicación”	PROD
10. Método de “Agregación”	MAX
11. Método de “Desfusificación”	WTAVER
12. Rango de las Variables de Entrada	[0.1774 0.7054] [0.2275 1.156] [0.08698 1.264] [0.01314 1.175]
13. Rango de la Variable de Salida	[1 .75 4.75]
14. Tipo de Función de Pertenencia para Variables de Entrada	GAUSS
15. Tipo de Función de Pertenencia para la Variable de Salida	LINEAR

### **Ejemplo del Funcionamiento del Modelo de Calificación de Capital (FISCapital-23)**

FIS Capital-23 posee tres variables de entrada y una salida, 6 funciones de pertenencia para cada una de las entradas, 6 funciones de pertenencia para la salida, y 6 reglas difusas. Los parámetros de las 6 funciones de pertenencia de cada variable, y los antecedentes y consecuentes de las 6 reglas del modelo FIS Capital-23 son los siguientes:

Las variables de entrada 1, 2 y 3 tienen asociadas 6 funciones de pertenencia tipo gauss, cuyos parámetros  $\sigma$ ,  $c$  son:

#### **PARAMETROS $\sigma$ y C VARIABLE 1:**

$\sigma_{Fp1\_Var1} = 0.03341$	$c1_{Fp1\_Var1} = 0.1224$
$\sigma_{Fp2\_Var1} = 0.03341$	$c2_{Fp2\_Var1} = 0.0919$
$\sigma_{Fp3\_Var1} = 0.03341$	$c3_{Fp3\_Var1} = 0.1446$
$\sigma_{Fp4\_Var1} = 0.03341$	$c4_{Fp4\_Var1} = 0.0793$
$\sigma_{Fp5\_Var1} = 0.03341$	$c5_{Fp5\_Var1} = 0.1313$
$\sigma_{Fp6\_Var1} = 0.03341$	$c6_{Fp6\_Var1} = 0.2321$

#### **PARAMETROS $\sigma$ y C VARIABLE 2:**

$\sigma_{Fp1\_Var2} = 0.2011$	$c1_{Fp1\_Var2} = 0.1238$
$\sigma_{Fp2\_Var2} = 0.2011$	$c2_{Fp2\_Var2} = 0.2097$
$\sigma_{Fp3\_Var2} = 0.2011$	$c3_{Fp3\_Var2} = 0.0651$
$\sigma_{Fp4\_Var2} = 0.2011$	$c4_{Fp4\_Var2} = 0.6003$
$\sigma_{Fp5\_Var2} = 0.2011$	$c5_{Fp5\_Var2} = 0.5230$
$\sigma_{Fp6\_Var2} = 0.2011$	$c6_{Fp6\_Var2} = 0.1428$

#### **PARAMETROS $\sigma$ y C VARIABLE 3:**

$\sigma_{Fp1\_Var2} = 1.116$	$c1_{Fp1\_Var2} = 2.457$
$\sigma_{Fp2\_Var2} = 1.116$	$c2_{Fp2\_Var2} = 3.873$
$\sigma_{Fp3\_Var2} = 1.116$	$c3_{Fp3\_Var2} = 1.950$
$\sigma_{Fp4\_Var2} = 1.116$	$c4_{Fp4\_Var2} = 4.798$
$\sigma_{Fp5\_Var2} = 1.116$	$c5_{Fp5\_Var2} = 2.859$
$\sigma_{Fp6\_Var2} = 1.116$	$c6_{Fp6\_Var2} = 1.208$

$Fp1\_Var1$  = Función de pertenencia i Variable j (i=1...6) (j=1...3)

La variable de salida(S) tiene asociada 6 funciones de pertenencia de tipo lineal de la forma  $A*Var1 + B*Var2 + C*Var3 + D$ , donde los parámetros  $A$ ,  $B$ ,  $C$  y  $D$  de cada función de pertenencia son:

$$A_{Fp1\_Z1} = -61.79 \quad B_{Fp1\_Z1} = 4.825 \quad C_{Fp1\_Z1} = 1.669 \quad D_{Fp1\_Z1} = 1.525$$

$$A_{Fp2\_Z2} = 0.4242 \quad B_{Fp2\_Z2} = -2.376 \quad C_{Fp2\_Z2} = 0.4242 \quad D_{Fp2\_Z2} = 0.002155$$

$$A_{Fp3\_Z3} = -52.18 \quad B_{Fp3\_Z3} = -1.238 \quad C_{Fp3\_Z3} = 0.3224 \quad D_{Fp3\_Z3} = 17.18$$

$$A_{Fp4\_Z4} = 5.464 \quad B_{Fp4\_Z4} = 0.189 \quad C_{Fp4\_Z4} = 0.0368 \quad D_{Fp4\_Z4} = 0.2999$$

$$A_{Fp5\_Z5} = 6.729 \quad B_{Fp5\_Z5} = 0.2624 \quad C_{Fp5\_Z5} = -0.4227 \quad D_{Fp5\_Z5} = 2.884$$

$$A_{Fp6\_Z6} = 1.504 \quad B_{Fp6\_Z6} = -2.758 \quad C_{Fp6\_Z6} = 0.03522 \quad D_{Fp6\_Z6} = 4.616$$

Cada  $Z_i$  ( $i=1\dots6$ ), representa un nivel o consecuencia que contribuye a la salida final (S), que junto con los  $W_i$  obtenidos de cada regla, nos servirá para hallar la salida utilizando el método de Desfusificación “Weighted Average”

Teóricamente el  $W_i = \text{Método Y}$  ( $Fp_i(\text{var1}), Fp_i(\text{var2}), Fp_i(\text{var3})$ ), ya que todas las reglas de este modelo están unidas por el operador lógico **Y**, para modelos tipo sugeno el “Método Y” es sustituido por el PRODUCTO.

Las 6 reglas que definen al modelo FIS-Capital-23 son:

### **Regla 1**

$$\text{SI } VAR_1 = \mu_{var1fp1} \quad \text{Y } VAR_2 = \mu_{var2fp1} \quad \text{Y } VAR_3 = \mu_{var3fp1}$$

$$\text{ENTONCES } Z_1 = A_{Fp1\_Z1} * VAR_1 + B_{Fp1\_Z1} * VAR_2 + C_{Fp1\_Z1} * VAR_3 + D_{Fp1\_Z1}$$

Para el cálculo de los  $Z_i$  se toma el valor “crisp” de las variables  $VAR_j$  ( $j=1\dots3$ )

$\mu_{Var_j Fp_i}$  = Grado de pertenencia de la variable  $j$  en la función de pertenencia  $i$  ( $i=1\dots6$ )

La salida de una regla  $Z_i$  (consecuencia) en un sistema tipo Sugeno es una combinación lineal de las variables de entrada.

### **Regla 2**

$$\text{SI } VAR_1 = \mu_{var1fp2} \quad \text{Y } VAR_2 = \mu_{var2fp2} \quad \text{Y } VAR_3 = \mu_{var3fp2}$$

$$\text{ENTONCES } Z_2 = A_{Fp2\_Z2} * VAR_1 + B_{Fp2\_Z2} * VAR_2 + C_{Fp2\_Z2} * VAR_3 + D_{Fp2\_Z2}$$

### **Regla 3**

$$\text{SI } VAR_1 = \mu_{var1fp3} \quad \text{Y } VAR_2 = \mu_{var2fp3} \quad \text{Y } VAR_3 = \mu_{var3fp3}$$

$$\text{ENTONCES } Z_3 = A_{Fp3\_Z3} * VAR_1 + B_{Fp3\_Z3} * VAR_2 + C_{Fp3\_Z3} * VAR_3 + D_{Fp3\_Z3}$$

### **Regla 4**

$$\text{SI } VAR_1 = \mu_{var1fp4} \quad \text{Y } VAR_2 = \mu_{var2fp4} \quad \text{Y } VAR_3 = \mu_{var3fp4}$$

$$\text{ENTONCES } Z_4 = A_{Fp4\_Z4} * VAR_1 + B_{Fp4\_Z4} * VAR_2 + C_{Fp4\_Z4} * VAR_3 + D_{Fp4\_Z4}$$

### **Regla 5**

SI  $VAR_1 = \mu_{var1fp5}$  Y  $VAR_2 = \mu_{var2fp5}$  Y  $VAR_3 = \mu_{var3fp5}$

ENTONCES  $Z_5 = A_{Fp5\_Z5} * VAR_1 + B_{Fp5\_Z5} * VAR_2 + C_{Fp5\_Z5} * VAR_3 + D_{Fp5\_Z5}$

### **Regla 6**

SI  $VAR_1 = \mu_{var1fp6}$  Y  $VAR_2 = \mu_{var2fp6}$  Y  $VAR_3 = \mu_{var3fp6}$

ENTONCES  $Z_6 = A_{Fp6\_Z6} * VAR_1 + B_{Fp6\_Z6} * VAR_2 + C_{Fp6\_Z6} * VAR_3 + D_{Fp6\_Z6}$

**Ejemplo:** Dadas las variables  $Var_1 = 0.19$ ,  $Var_2 = 0.248$  y  $Var_3 = 2.15$ , para hallar la calificación del modelo de inferencia difuso (FIS-Capital-23) se deben seguir los siguientes pasos:

#### ***Paso 1. Fusificación de las variables de entrada***

Las variables  $Var_1 = 0.19$ ,  $Var_2 = 0.248$  y  $Var_3 = 2.15$ , son fusificadas (se les asigna un grado de pertenencia entre 0 y 1) en este caso cada variable posee 6 términos difusos. Las funciones de pertenencia de los 6 términos difusos son de tipo GAUSS SIMPLE, la cual esta definida como:

$$f(x; \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$$

Dados los parámetros  $\sigma$  y  $c$  para las variables 1, 2 y 3, los grados de pertenencia a sus 6 términos difusos se muestran en la siguiente tabla:

**Tabla 1. Fusificación de las Variables de Entrada**

<b><i>Variables de Entrada</i></b>	<b><i>Pertenencia al Conjunto 1</i></b>	<b><i>Pertenencia al Conjunto 2</i></b>	<b><i>Pertenencia al Conjunto 3</i></b>	<b><i>Pertenencia al Conjunto 4</i></b>	<b><i>Pertenencia al Conjunto 5</i></b>	<b><i>Pertenencia al Conjunto 6</i></b>
<b><math>V_1=0.192</math></b>	0.114	0.011	0.365	0.003	0.191	0.486
<b><math>V_2=0.248</math></b>	0.826	0.982	0.661	0.215	0.392	0.872
<b><math>V_3=2.150</math></b>	0.963	0.304	0.984	0.06	0.817	0.700

Vemos como la variable 1 pertenece en un 0.48 al término difuso 6, en un 0.37 al término 3, etc.

### ***Paso 2. Evaluación de los operadores lógicos***

Todas las reglas de este sistema están conectadas por el operador lógico “Y”, el cual fue sustituido por el operador difuso “PROD” (producto).

Para el caso de la regla 1 la aplicación del operador difuso “PROD” arrojaría como valor de antecedente 0.09 debido a:

$$\text{SI } \mathbf{VAR}_1 = 0.114 \quad \text{Y } \mathbf{VAR}_2 = 0.826 \quad \text{Y } \mathbf{VAR}_3 = 0.963$$

$$\text{ENTONCES } \mathbf{Z}_1 = A_{Fp1\_Z1} * 0.192 + B_{Fp1\_Z1} * 0.248 + C_{Fp1\_Z1} * 2.15 + D_{Fp1\_Z1}$$

Aplicación del operador producto en las múltiples partes del antecedente.

$$\text{Antecedente Regla 1}(\mathbf{W}_1) = 0.114 * 0.826 * 0.963 = 0.09$$

Los antecedentes de las demás reglas serían:

$$\text{Antecedente Regla 2}(\mathbf{W}_2) = 0.011 * 0.982 * 0.304 = 0.03$$

$$\text{Antecedente Regla 3}(\mathbf{W}_3) = 0.114 * 0.826 * 0.963 = 0.24$$

$$\text{Antecedente Regla 4}(\mathbf{W}_4) = 0.114 * 0.826 * 0.963 = 4.36E-5$$

$$\text{Antecedente Regla 5}(\mathbf{W}_5) = 0.114 * 0.826 * 0.963 = 0.06$$

$$\text{Antecedente Regla 6}(\mathbf{W}_6) = 0.114 * 0.826 * 0.963 = 0.30$$

### ***Paso 3. Implicación de los antecedentes a la consecuencia***

En este paso se modifica al conjunto difuso de salida en el grado especificado por el antecedente. Luego de evaluar las 6 reglas, las áreas que están en azul en la parte derecha del Gráfico 1, son el resultado de aplicar el método de implicación (PROD).

Para la regla 1 el antecedente es 0.09.

### ***Paso 4. Agregación de las consecuencias de cada una de las reglas.***

La agregación de las consecuencias de todas las reglas se realizó por el método (MAX) y es el área generada al sumar las consecuencias de cada regla. En un modelo sugeno, las consecuencias de cada regla ( $Z_i$ ) son una combinación lineal de las variables de entrada y pueden ser calculadas de la siguiente forma:

#### **Consecuencia para la Regla 1.**

$$\mathbf{Z1} = (-61.79) * 0.192 + (4.825) * 0.248 + (1.669) * 2.15 + (1.525) = -5.55373$$

#### **Consecuencia para la Regla 2.**

$$\mathbf{Z2} = (0.4242) * 0.192 + (-2.376) * 0.248 + (0.4242) * 2.15 + (0.002155) = 0.406383$$

**Consecuencia para la Regla 3.**

$$Z3 = (-52.18) * 0.192 + (-1.238) * 0.248 + (0.3224) * 2.15 + (17.18) = 7.5476$$

**Consecuencia para la Regla 4.**

$$Z4 = (5.464) * 0.192 + (0.189) * 0.248 + (0.0368) * 2.15 + (0.2999) = 1.4749$$

**Consecuencia para la Regla 5.**

$$Z5 = (6.729) * 0.192 + (0.2624) * 0.248 + (-0.4227) * 2.15 + (2.884) = 3.3322$$

**Consecuencia para la Regla 6.**

$$Z6 = (1.504) * 0.192 + (-2.758) * 0.248 + (0.03522) * 2.15 + (4.616) = 4.2965$$

**Paso 5. Desfusificación**

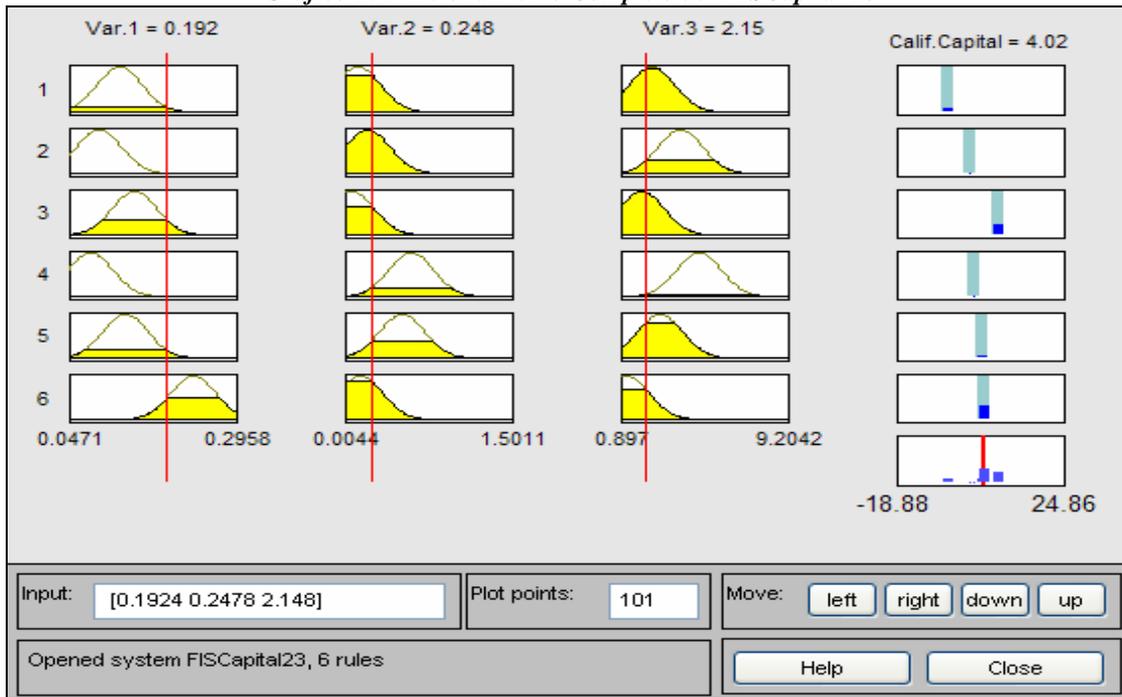
Una vez conocidas los  $W_i$  y los  $Z_i$  de cada regla podemos aplicar el método de desdifusión “weighted average” al área generada en el proceso de agregación.

En un sistema sugeno la salida final es una combinación lineal ponderada de las consecuencias.

Al evaluar la expresión anterior obtenemos 4.02 como la calificación obtenida para las variables 1, 2 y 3, por el modelo FIS-Capital-23.

$$SalidaFinal = \frac{2.7743}{0.6909} = 4.0153$$

**Gráfico 1. Funcionamiento Completo del FISCapital-23**



### Anexo 13

#### *Resultado de las Calificaciones de los Modelos Difusos*

Para las 50 observaciones escogidas aleatoriamente, las calificaciones obtenidas los modelos difusos entrenados con la muestra 23, así como los resultados deseados se muestran a continuación:

Banco-Periodo	FIS Capital 23		FIS Activos 23		FIS Gestion 23		FIS Ganancias 23		FIS Liquidez 23	
	Calif. Deseada	Calif. Obtenida	Calif. Deseada	Calif. Obtenida	Calif. Deseada	Calif. Obtenida	Calif. Deseada	Calif. Obtenida	Calif. Deseada	Calif. Obtenida
SOFITASA ENERO 1999	2.6667	2.8129	3	2.9987	2.25	2.0241	4.5	4.8397	4	3.6338
CANARIAS DE VENEZUELA DICIEMBRE 1998	1.6667	1.8543	3	3.031	3.5	3.5123	4.25	4.4171	2	2.0801
CONFEDERADO DICIEMBRE 1998	3.3333	3.2254	2.4	2.4176	2.25	2.1821	4.75	4.7861	2.5	2.5386
CITIBANK FEBRERO 1997	3.6667	3.6438	3.2	3.1563	2.5	2.6723	2.25	2.3584	3.25	3.2459
SOFITASA NOVIEMBRE 1998	2.3333	2.2005	2.6	2.5622	2.75	2.4553	4.5	4.7115	3.5	3.4279
CARONÍ NOVIEMBRE 1997	1.3333	1.4919	2	2.0318	4.25	4.3722	3	2.7499	3.5	3.4947
FEDERAL MAYO 2004	3.3333	3.3583	3.6	3.2741	3.5	3.5395	1.75	2.1074	3	2.9327
BANESCO AGOSTO 1996	2.3333	2.5139	3.8	3.5787	4.5	4.5481	3.75	3.4402	2	2.0897
SOFITASA JULIO 1998	2.6667	2.5374	2.6	2.7797	2.75	2.4865	4.75	4.6925	3.25	3.1277
OCCIDENTAL DE DESCUENTO JULIO 2000	1	1.1065	2.6	2.5473	2.75	2.7332	2.75	2.5906	4	3.795
CANARIAS DE VENEZUELA OCTUBRE 2000	1.3333	1.3011	2.2	2.1335	4	3.7963	3	2.9911	2	2.0981
BANESCO ENERO 1997	2.6667	2.6808	3.2	3.2567	4.5	4.4828	2.5	2.2945	2.25	2.3134
FEDERAL MARZO 2002	1.6667	1.4928	1.8	2.014	2.5	2.576	2.75	2.5255	3	2.9902
CANARIAS DE VENEZUELA OCTUBRE 1998	2	2.1696	3	2.941	4	3.8108	3.75	3.9464	2.25	2.3032
EXTERIOR JUNIO 2003	5	5.0057	4.2	4.3805	3.5	3.6653	2.25	2.5798	2.75	2.8876
CANARIAS DE VENEZUELA MAYO 1998	1.3333	1.0991	2.2	2.3081	4	3.8782	4.5	4.4615	2.25	2.2218
FEDERAL JUNIO 2000	1.3333	1.2274	2.4	2.5327	2.75	2.6982	2.75	2.7688	3	2.8106
SOFITASA MARZO 2003	4	4.2156	3	2.9072	2.75	2.8177	4.25	4.099	3.75	4.012
SOFITASA NOVIEMBRE 1999	2.3333	2.391	2.4	2.3852	1	1.3644	4.25	4.224	3.5	3.3297
MERCANTIL AGOSTO 2004	4	4.0392	4.2	4.1029	4	4.0899	2	2.0082	2.75	2.8305
OCCIDENTAL DE DESCUENTO AGOSTO 1998	2	2.0633	3.6	3.5348	3.5	3.5773	4.5	4.5572	4	3.72
MERCANTIL JULIO 1998	3.3333	3.5165	3.2	3.3127	2.75	2.7975	4.25	4.6052	2.5	2.5811
SOFITASA MARZO 1998	2.3333	2.1636	2.8	3.169	3	3.0929	3.75	3.7289	2.5	2.6754
CONFEDERADO MAYO 1997	1.3333	1.217	1.2	0.99458	2.25	2.3326	3.75	3.9251	2.25	2.0006
GUAYANA MARZO 1999	1.6667	1.6029	2.2	2.2531	2.25	1.7075	4.25	4.6116	3	3.0786
GUAYANA MAYO 2003	2.3333	2.1066	3	3.2496	4.25	4.2376	4	4.2751	3.25	3.1194
OCCIDENTAL DE DESCUENTO JUNIO 2003	3	3.0402	2.4	2.2894	3.5	3.4035	2.5	2.4846	2.5	2.6383
FEDERAL FEBRERO 2002	2	1.5949	2	2.1156	2.5	2.2272	2.5	2.3838	3	3.1139
VENEZUELA FEBRERO 2001	4.6667	4.6729	3.4	3.5384	3.25	3.366	2.25	2.0634	3	2.721
CARONÍ AGOSTO 2004	4	4.0097	3.8	3.7745	3.75	3.7518	2.25	2.0405	3.25	3.1228
GUAYANA NOVIEMBRE 2004	2	2.0663	3.8	3.7474	4.5	4.3142	3	2.852	3	2.8739
CARIBE AGOSTO 2000	3.6667	3.3483	2.4	2.3096	1	1.1263	2	2.2339	2.25	2.3575
INDUSTRIAL DE VENEZUELA JULIO 2003	2.3333	2.3058	2.6	2.7562	2.5	2.8149	2	1.6849	4	4.1562
EXTERIOR JUNIO 2004	5	4.8863	4.2	4.1382	3.75	3.9281	2	1.9691	2	2.3472

INDUSTRIAL DE VENEZUELA OCTUBRE 2000	3.3333	3.1232	3.2	2.9546	1.75	1.7818	2.25	2.1031	3	3.1915
VENEZOLANO DE CRÉDITO ABRIL 2002	4.6667	4.5881	2.4	2.5169	3.5	3.5923	3.75	3.6894	3.75	4.0913
MERCANTIL AGOSTO 1997	1.6667	2.0046	3.4	3.4548	3	2.9689	3.25	3.4624	2.25	2.207
CONFEDERADO ABRIL 1998	2.3333	2.4356	2.4	2.5035	2	2.248	4.25	4.4257	2.25	2.272
CITIBANK JULIO 2003	2.6667	2.4857	2.4	2.4257	3.75	4.0264	2.25	2.5791	3.25	2.9888
MERCANTIL JUNIO 1998	3.3333	3.4173	3.6	3.5192	4	3.9137	4	4.0931	2.5	2.5138
OCCIDENTAL DE DESCUENTO JULIO 1999	1.3333	1.1944	2.4	2.441	3.25	3.5705	3.75	3.8787	4.5	4.4435
BANESCO ABRIL 2001	1.3333	1.2136	2.4	2.4387	3	2.9157	1.75	2.2635	3.5	3.4435
SOFITASA SEPTIEMBRE 1999	2.3333	2.5009	2.4	2.4389	1	1.3497	4.5	4.2737	3.5	3.1881
CONFEDERADO ENERO 2000	2.3333	2.3483	1.8	2.0398	2.5	2.1491	3.75	3.7533	3.25	3.0466
CITIBANK MARZO 1999	4	4.0281	3.2	3.2638	3.25	3.2897	3.75	3.8297	2.75	2.7942
OCCIDENTAL DE DESCUENTO MAYO 1998	2	1.9335	3.6	3.5164	4	3.9079	4	3.9191	4	3.7575
VENEZUELA NOVIEMBRE 1996	5	4.9765	4.8	5.0875	4	4.014	3.25	3.2122	2.25	2.1587
VENEZUELA DICIEMBRE 2004	3.3333	3.1111	3.8	3.7786	4.5	4.4023	2.25	2.0345	2.75	2.9104
CANARIAS DE VENEZUELA DICIEMBRE 2000	1.3333	1.2065	2.4	2.2914	3.25	3.1891	3.25	2.9498	2.5	2.3543
BANESCO OCTUBRE 2003	3	2.9341	3	3.2269	2.75	2.916	2.5	2.5783	2.5	2.6413

## Anexo 14

### Resultados ANFIS

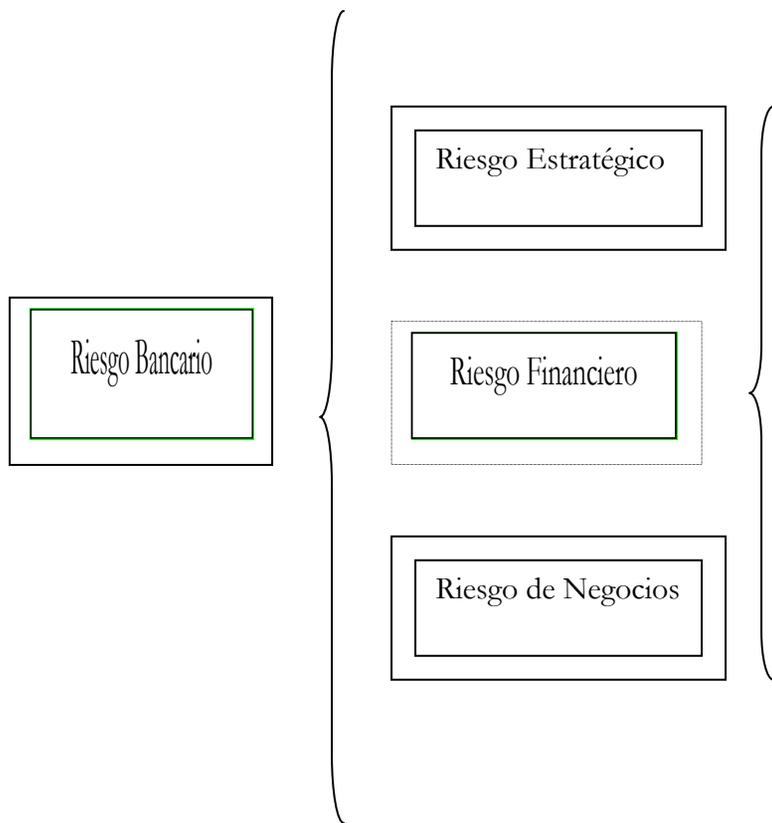
Modelos Activos	RMSE Entrenamiento	RMSE Prueba
<b>FIS Activos-23</b> Sin ANFIS	0.15151	0.14088
<b>FIS Activos-23</b> Aplicando ANFIS (50 Épocas)	0.1282	0.1643
<b>FIS Activos-23</b> Aplicando ANFIS (500 Épocas)	0.1284	0.1367

Modelos Gestión	RMSE Entrenamiento	RMSE Prueba
<b>FIS Gestión-23</b> Sin ANFIS	0.12938	0.18402
<b>FIS Gestión-23</b> con ANFIS (50 Épocas)	0.1024	0.2127
<b>FIS Gestión-23</b> con ANFIS (500 Épocas)	0.1055	0.1374

Modelos Ganancias	RMSE Entrenamiento	RMSE Prueba
<b>FIS Ganancias-23</b> Sin ANFIS	0.16193	0.20613
<b>FIS Ganancias-23</b> Aplicando ANFIS (50 Épocas)	0.1329	0.1722
<b>FIS Ganancias-23</b> Aplicando ANFIS (500 Épocas)	0.1239	0.1653

Modelos Liquidez	RMSE Entrenamiento	RMSE Prueba
<b>FIS Liquidez-23</b> Sin ANFIS	0.13498	0.1672
<b>FIS Liquidez-23</b> Aplicando ANFIS (50 Épocas)	0.1016	0.1955
<b>FIS Liquidez-23</b> Aplicando ANFIS (500 Épocas)	0.1058	0.1715

## Anexo 15. Esquema del Riesgo Financiero



Es el riesgo en que una entidad incurre por el hecho de que el valor de determinadas posiciones en el balance o fuera del el, se vean afectadas como consecuencias de variaciones en los precios del mercado: tipos de interés, tipos de cambio. etc.

También denominado Riesgo de Solvencia, viene determinado por la posibilidad de que los fondos prestados en una operación financiera no se devuelvan en el tiempo y forma previstos en el contrato de formalización de la operación.

Puede ser de dos tipos:  
**Riesgo de liquidez de Mercado:** el riesgo de que una determinada posición en el balance no pueda eliminarse rápidamente, liquidando la operación o contratando otra que la compense.  
**Riesgo de Financiación:** es el riesgo de no poder obtener, en caso de necesitarlo, fondos líquidos a un coste razonable.

Es el que se deriva de que las transacciones que debe registrar la entidad no sean adecuadamente realizadas, en tiempo y forma, debido a su importante volumen, falta de tiempo, fallas en los sistemas tecnológicos, fraudes, errores humanos etc.

Buscar una mejor Se presenta cuando una contraparte no tiene la autoridad legal o regulatoria para realizar una transacción. Puede degenerar en conflictos entre los accionistas contra las empresas que sufren grandes pérdidas.

Referencias Obtenidas del libro:  
 Contabilidad Bancaria. (2001)  
 Autor: Jorge Pérez Ramírez