



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA DE MEXICO

FACULTAD DE INGENIERIA

SISTEMA DIFUSO PARA LA EXPLOTACION DE UNA BASE DE DATOS RELACIONAL

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TITULO DE:
INGENIERIA EN COMPUTACION

PRESENTAN:

MONICA ALEJANDRA LADRON DE GUEVARA VARGAS
MAURICIO CORTAZAR MENDEZ

DIRECTOR DE TESIS: M.I. NICOLAS KEMPER VALVERDE



MÉXICO, D.F.

2000

281195



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

July 2008

Gracias Señor por darme la fe, la fuerza y el amor para ser parte de este trabajo, todo te lo debo a Ti.....

Este trabajo lo dedico a una persona que sembró en mi vida dedicación, esfuerzo y un espíritu incansable de lucha. Alguien que siempre dio todo por sus hijos y nos enseñó a vivir por fe.

Para ti Papa.

Para Mamá, tu has sido parte de cada logro importante en mi vida, y en cada uno de estos momentos está en mi mente tu cariño y amor que siempre me has dado.

Te quiero.

Para Mony, gracias por tu dedicación, esfuerzo y entusiasmo en cada momento de este proyecto, a pesar de que hubo muchos momentos difíciles me enseñaste a superarlos y a continuar siempre adelante, sin tu apoyo hubiera sido imposible culminar este gran logro.

Gracias por tu paciencia, cariño y porque siempre te aferraste hasta conseguir tu meta y lo lograste.

Dentro de cada hoja y en cada línea de este libro has dejado una huella de paciencia y sencillez que siempre guardaré en mi corazón.
Cada que vea este trabajo me acordaré de ti porque tú estas en él.

Gracias niña bonita.

Este libro esta dedicado a:

Mario, Gerardo y Gabriel, como un testimonio del gran Dios que esta en nuestras vidas, con quien grandes cosas pasan.....

Gracias a los maestros que forjaron en mí disciplina y constancia y me enseñaron a nunca darme por vencido, gracias a mis amigos que han sido parte de mí y han sido un gran aliento y ejemplo en mi vida profesional, Juanjo, Tere y Alex, Daniel, Cesar, Nico, Dr. Lara y todos aquellos que han compartido conmigo horas enteras de sus vidas....

A todos ustedes con cariño,

Mauricio Cortazar Méndez

Julio 2000

Señor, gracias por permitirme alcanzar una más de mis metas, gracias por darme la fortaleza para no desistir, pero sobre todo gracias te doy, por transformar mi vida...

Todo esto es posible gracias a ti.

Quiero dedicar este trabajo especialmente a mis hermanas por su apoyo y cariño:

A Yoli, gracias por que me diste todo tu amor y empeño. Aunque hoy no pueda tenerte a mi lado, siempre estarás presente en mí. Gracias porque tu apoyo y dedicación han sido parte fundamental en mi vida.

Gracias Vero, por la ayuda que siempre me has brindado. Valoro y agradezco todo tu esfuerzo.

A Paty y Maria Elena, gracias por que estamos juntas y unidas, a pesar de todas las dificultades.

... A ustedes, gracias por todo lo que han hecho por mí.

A Mauricio, gracias por ser parte de este proyecto y una motivación para mí, porque con tu comprensión y paciencia siempre me has alentado, gracias por tu esfuerzo y por esa disposición y entrega que pones en todas las cosas que haces y que yo admiro tanto.

Por el apoyo y confianza que siempre me has dado y que han sido fundamentales para que esto fuera posible, Muchas Gracias.

Te quiero.

A mis sobrinos: Héctor, Gerardo, Miguel y Yessica, con cariño les dedico también este trabajo.

A las personas con quien he compartido grandes momentos, a mis amigas Elena y Edith, a Socorro, Nicolás, Dr. Lara y a todos aquéllos que de algún modo han contribuido durante todos estos años a mi desarrollo y formación profesional, sólo quiero decirles...

Muchas Gracias por todo.

Mónica A. Ladrón de Guevara Vargas.

INDICE

Pág

Introducción.....	i
-------------------	---

CAPITULO 1. Incertidumbre en Inteligencia Artificial

I. Inteligencia Artificial.....	1
1. Introducción.....	1
2. IA en el Desarrollo de Sistemas.....	1
3. Areas de estudio de la Inteligencia Artificial.....	2
4. El Futuro de la Inteligencia Artificial.....	6
II. Incertidumbre.....	7
1. Introducción.....	7
2. Medición e Incertidumbre.....	8
3. Lenguaje y Vaguedad.....	8
4. Significado de la palabra Incertidumbre.....	9
5. Representación y Cuantificación de Incertidumbre.....	10
6. Tipos de Incertidumbre.....	10
III. Técnicas para tratar con la Incertidumbre en Inteligencia Artificial.....	11
1. Teoría de Probabilidad de Bayes.....	11
2. Teoría de la Evidencia de Dempster-Shafer.....	12
3. Factores de Certidumbre.....	13

CAPITULO 2. Fundamentos Matemáticos de Lógica Difusa

I. Introducción.....	14
II. Conjuntos Clásicos.....	14
1. Operaciones Básicas.....	14
2. Propiedades de Conjuntos Clásicos.....	15
III. Relaciones Clásicas de Conjuntos.....	16
1. Introducción.....	16
2. Relación de Conjuntos Clásicos.....	16
3. Producto Cartesiano.....	17
4. Operaciones de Relaciones Clásicas de Conjuntos.....	17
5. Propiedades de Relaciones Clásicas de Conjuntos.....	17
IV. Teoría de Conjuntos Difusos.....	18
1. Introducción.....	18
2. Conjuntos Difusos.....	18
3. Elementos de un Conjunto Difuso.....	19
4. Representación de Conjuntos Difusos.....	20
5. Conjuntos Difusos Normalizados.....	22
6. Conjunto Difuso Convexo.....	22
7. Operaciones Básicas de Conjuntos Difusos.....	23
8. Propiedades de Conjuntos Difusos.....	25
9. Número Difuso.....	27
V. Relaciones Difusas.....	27
1. Introducción.....	27

2. Cardinalidad de Conjuntos Difusos	27
3. Producto Cartesiano Difuso	28
4. Definición de Relaciones Difusas	28
5. Representación de Relaciones Difusas	29
6. Operaciones de Relaciones Difusas	29
7. Propiedades de Relaciones Difusas	29

CAPITULO 3. Lógica Difusa

I. Introducción	32
1. Surgimiento de la Lógica Difusa.....	32
II. Lógica Difusa.....	33
III. Elementos de Lógica Difusa.....	35
1. Variables Lingüísticas	35
2. Conjuntos Difusos.....	35
3. Operadores Lógicos.....	36
4. Modificadores Lingüísticos.....	36
5. Reglas Difusas.....	40
IV. Proceso de Inferencia en Lógica Difusa	42
1. Fucificación	42
2. Inferencia Difusa	43
3. Combinación de Reglas.....	44
4. Defucificación.....	45
V. Areas de aplicación de la Lógica Difusa	58
VI. Herramientas Difusas.....	63
VII. Diferencias de Lógica Difusa con Lógicas Tradicionales	64
VIII. Ventajas de utilizar Lógica Difusa	65

CAPITULO 4. Lógica Difusa en Bases de Datos

I. Introducción	67
II. Explotación de una Base de Datos en forma Convencional	67
1. Conceptos Básicos de Bases de Datos Convencionales	67
2. Bases de Datos Relacionales	69
3. Consultas Convencionales a través de SQL.....	72
4. Indices Secundarios	74
5. Arquitectura de Indices.....	76
III. Explotación de una Base de Datos utilizando Lógica Difusa	77
1. Métodos y Conceptos de Lógica Difusa aplicados en Base de Datos	77
2. Recuperación de datos en forma convencional	77
3. Recuperación de datos en forma difusa	78
4. Asignación del Punto de Partida o Alfa Cut.....	79
5. Métodos para la Evaluación de dos o más Expresiones en una Consulta Difusa	82
6. Consultas basadas en el promedio de los grados de pertenencia	86
7. Consultas Difusas con Modificadores Lingüísticos.....	87
8. Formulación de Consultas con Lógica Difusa en una Base de Datos Relacional	88
9. Indices Secundarios Difusos.....	100

10. Esquema de un Índice Secundario Difuso.....	100
11. Aplicaciones de Sistemas que Utilizan Consultas Difusas	103

CAPITULO 5. Proceso de Desarrollo de un Sistema Difuso

I. Introducción a Fuzzy Explorer	112
1. Presentación	112
2. ¿Qué es Fuzzy Explorer?	112
3. Objetivos de Fuzzy Explorer	112
4. Perfiles de Usuario	113
II. Descripción por Módulos de Fuzzy Explorer	113
1. Pantalla de acceso	113
2. Pantalla Principal	114
3. Menú Principal.....	115
4. Botones Comunes.....	116
5. Pantalla Bases de Datos a explorar	116
6. Pantalla Tablas y Campos a explorar	117
7. Pantalla Conjuntos Difusos.....	118
8. Pantalla Formas de Conjuntos Difusos	119
9. Pantalla Gráfica de Variables Lingüísticas y sus Conjuntos Difusos	119
10. Pantalla Constructor de Consultas	119
11. Pantalla Resultados	121
12. Pantalla Seguridad	122
III. Información Técnica de Fuzzy Explorer.....	122
1. Marco Tecnológico	122
2. Herramientas utilizadas en el Desarrollo	122
3. Estructura de Archivos.....	122
4. Arquitectura Tecnológica	123
5. Estructura de Datos	123
6. Descripción de Datos.....	124
7. Diagrama Entidad Relación	130
8. Relación de Formas del sistema.....	130
9. Relación de Módulos del sistema	131
10. Diagramas de Procesos.....	131
 Conclusiones.....	 133
 Bibliografía	 135
 Glosario.....	 137

CAPITULO 1

INCERTIDUMBRE EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL

I. INTELIGENCIA ARTIFICIAL

1 Introducción

Inteligencia Artificial (IA), es un término que en un amplio sentido indica la capacidad de un artefacto para desarrollar las mismas funciones que caracterizan la inteligencia humana. La posibilidad de desarrollar tal artefacto, ha intrigado a los seres humanos desde la antigüedad. Como un intento de responder a estas inquietudes a cerca de la inteligencia humana y la naturaleza de ésta, surge la Inteligencia Artificial, enfocándose en el desarrollo de sistemas que ayuden al ser humano a amortiguar peligros, incrementar sus habilidades y liberarlo de tareas pesadas y complejas. La necesidad actual es que las herramientas de informática sean de mayor utilidad en el mundo real.

Debido a que el hombre es tan inteligente como conocimientos posee y como capacidad tenga de superar situaciones nuevas aplicando dicho conocimiento con experiencia y sagacidad, se ha transferido este concepto de Inteligencia a la computadora, añadiéndole el término "Artificial".

Los sistemas inteligentes, adoptan este concepto enfocándose en técnicas de solución que son resultado de la investigación del comportamiento humano ante la solución de diversas situaciones.

IA se define como la ciencia que utiliza diferentes técnicas para la creación de sistemas inteligentes que simulen el pensamiento y el proceso de razonamiento humano en diferentes áreas.

Actualmente se han desarrollado numerosos proyectos, técnicas y teorías basados en los principios de la Inteligencia Artificial, cuyo objetivo no es copiar la inteligencia humana sino más bien se trata de un nuevo punto de vista que aporta una metodología y conduce a nuevas teorías en la solución de problemas.

2 IA en el Desarrollo de Sistemas

La Inteligencia Artificial ha revolucionado algunos conceptos dentro de la computación; en un principio, el objetivo fundamental de las computadoras era el procesamiento de datos (cifras, números, volumen de información), cuantos más datos había que procesar, mas justificada era su aplicación, con el nacimiento de IA, el concepto de dato se amplía al de **conocimiento** (objetos, relaciones, hechos, reglas, etc.) y los algoritmos se extienden a una búsqueda inteligente para encontrar vías de solución en el conocimiento. En la siguiente figura se ilustra esta transición de sistemas tradicionales a sistemas inteligentes.

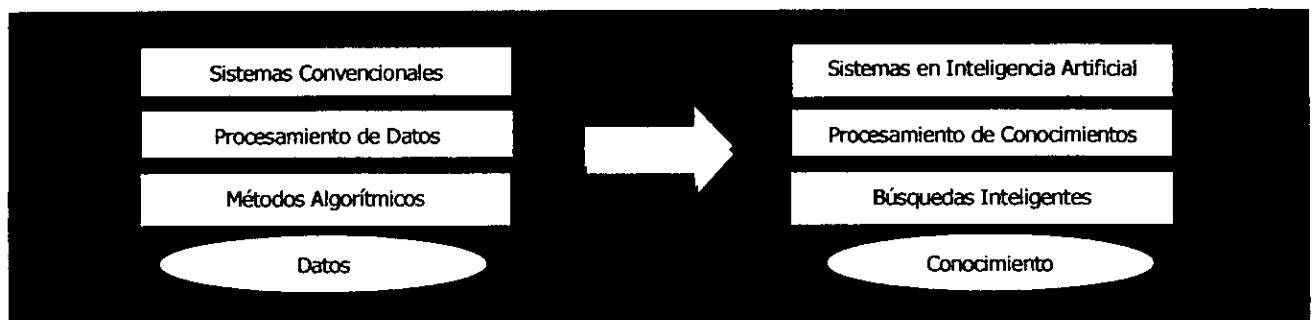


Figura 1.1. Transición del procesamiento de sistemas con Inteligencia Artificial

Estos sistemas son empleados para procesos en los cuales no existen soluciones algorítmicas, se enfocan a la solución de problemas y toma de decisiones a los que los humanos frecuentemente se enfrentan en el mundo real.

Los sistemas de IA están enfocados en procesos que involucran complejidad, incertidumbre y ambigüedad. Sus esfuerzos se basan en métodos simbólicos y no algorítmicos, utilizando la computadora para razonar con conceptos más que para realizar cálculos. Estos difieren de los cálculos científicos y de ingeniería que son principalmente de naturaleza numérica y que constituyen el fundamento de los sistemas tradicionales. IA provee metodologías y formas para modelar y mecanizar procesos que con métodos convencionales de sistemas no podrían ser resueltos, convirtiéndolos de esta forma en sistemas inteligentes.

Debido a que la inteligencia es fuertemente dependiente del conocimiento, la esencia de los sistemas inteligentes es el uso de una **Base de Conocimientos** donde el conocimiento está siempre disponible en la búsqueda de una solución.

A medida que han avanzado las investigaciones en el área, el término: "Inteligencia Artificial" se ha aplicado a sistemas y programas informáticos capaces de realizar tareas complejas, emulando comportamiento inteligente, tomando para ello, diferentes directrices para enfrentar y encontrar soluciones. La esencia de tales programas es la capacidad de que el sistema genere sentencias gramaticalmente correctas y establezca ligas entre palabras, ideas y asociaciones con otras ideas.

3 Áreas de estudio de la Inteligencia Artificial

Debido a que la IA se enfoca al desarrollo de sistemas inteligentes para la solución de problemas en diversas disciplinas, su campo de estudio es muy amplio, por lo que cuenta con diferentes áreas de estudio, las más importantes se muestran a continuación:

- **Reconocimiento de Voz**

En esta área los investigadores trabajan en desarrollar software y hardware que permitan que los sistemas interactúen con usuarios, a través del procesamiento y reconocimiento del lenguaje natural. Las investigaciones en el reconocimiento de voz se enfocan al desarrollo de sistemas que sean capaces de hacer que una computadora reciba y entienda información hablada y producir respuestas a preguntas específicas o redistribuir información a usuarios en áreas específicas.

Actualmente en los sistemas de procesamiento del lenguaje natural, se aplican algoritmos para el análisis sintáctico, semántico y pragmático de la información. Es un procesamiento complejo donde intervienen diferentes aspectos como comprensión del lenguaje, síntesis, análisis de voz, resumen y traducción.

Las técnicas de este procesamiento permiten el diseño de sistemas para consultar bases de datos, obtener información de textos, recuperar de una colección de documentos aquéllos de especial interés, traducir de un idioma a otro o identificar palabras habladas.

Es evidente que para lograr una traducción de un lenguaje natural (inglés, español, francés, etc.) a otro, era necesario contar con una comprensión del significado del mensaje. Si bien hasta la fecha no ha sido posible realizar en forma definitiva la traducción automatizada, son importantes los avances registrados hasta el momento al grado que existen numerosos sistemas de traducción automatizada de uso cotidiano que representan un ahorro de dinero en cuanto al empleo de técnicas manuales.

- **Sistemas Expertos**

Un sistema experto es una aplicación informática que soluciona problemas complicados que de otra manera exigirían ampliamente la pericia humana. Para lograr esto se simula el proceso de razonamiento humano

mediante la aplicación específica de conocimientos y de inferencias. Su finalidad es desarrollar sistemas que puedan tomar decisiones en situaciones reales que de otro modo requerirían de un experto.

Los Sistemas Expertos, resuelven problemas en un campo particular, utilizando conocimiento y reglas analíticas definidas por expertos en el campo. Los expertos humanos resuelven problemas utilizando una combinación de conocimiento factual y capacidad de razonamiento. En un SE, estas dos características esenciales están contenidas en dos componentes separados pero relacionados entre sí, una base de conocimiento y un motor de inferencia.

Arquitectura genérica de un Sistema Experto:

Interfaz del usuario

La interfaz con el usuario constituye un elemento importante dentro de la arquitectura, ya que ésta debe aceptar información del usuario y traducirla a una forma aceptable para el resto del sistema. La comunicación con un sistema experto debe ser tan natural como sea posible, ya que el sistema trata de sustituir el desempeño humano.

Interfaz explicativa

Recibe información proveniente del sistema y la convierte de tal forma que el usuario pueda entenderla. Explicando el porqué de los resultados y enviándolos a la interfaz de usuario.

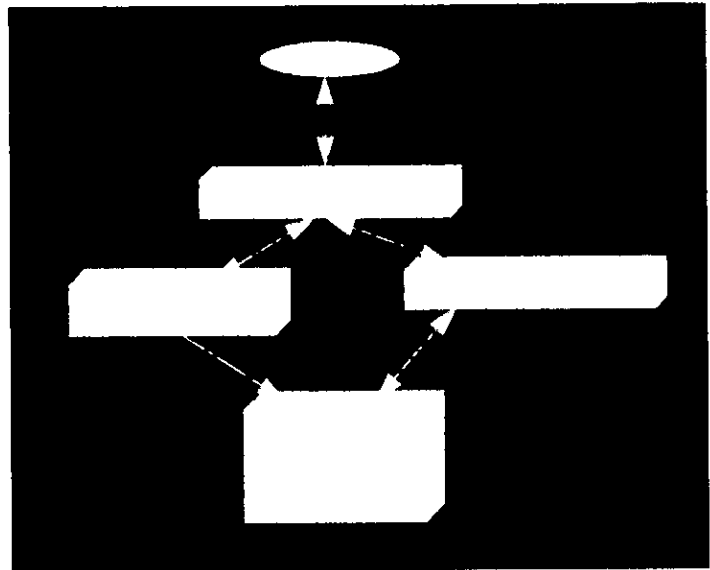


Figura 1.2. Arquitectura de un Sistema Experto

Adquisición de conocimientos.

Es el proceso de adquirir el conocimiento del área específica y estructurarlo en la base de conocimientos. La siguiente figura ilustra éste proceso.

El conocimiento suministrado por el experto, será orientado y transformado hacia la Base de Conocimientos. Un Ingeniero de Conocimientos(IC) es la persona que obtiene los conocimientos del área del experto y los transporta a la Base de Conocimientos.

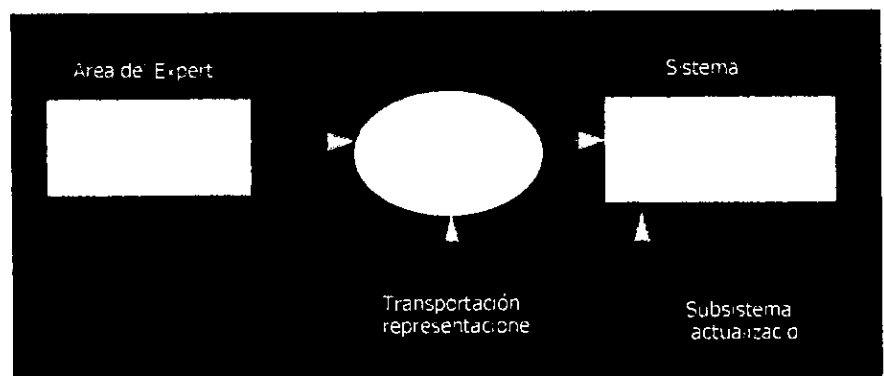


Figura 1.3. Proceso de Ingeniería de conocimientos

Base de Conocimientos

Es el lugar de almacenamiento de conocimientos, consta de una Base de Conocimientos, la cual provee hechos específicos y reglas a cerca del tema, aquí se almacena el conocimiento específico del campo de interés. Es el corazón de un Sistema Experto. La función de ésta consiste en almacenar confiablemente los conocimientos del experto, para recuperarlos e inferir nuevos conocimientos cuando se requiera.

La base de conocimientos representa un depósito de las primitivas del conocimiento (por ejemplo, hechos fundamentales, reglas de procedimientos y heurísticas) disponibles para el Sistema Experto.

En general el conocimiento se almacena en forma de hechos y reglas. El diseño de este esquema de representación de conocimientos afecta al diseño del motor de inferencia, el proceso de actualización del conocimiento, el proceso de explicación y la eficiencia global del Sistema Experto.

Motor de Inferencia

El motor de inferencia provee la capacidad de razonamiento que facilita que el SE tome decisiones. Es el sistema de software que ubica los conocimientos e infiere nuevos usando la Base de Conocimientos. El paradigma del motor de inferencia es la estrategia de búsqueda que se emplea para producir el conocimiento demandado.

Varios paradigmas diferentes se emplean en un Sistema Experto, pero la mayoría de ellos se basan en dos conceptos fundamentales: encadenamiento hacia atrás (o retroencadenamiento) que es un proceso de razonamiento descendente, que se inicia a partir de los objetivos deseados y trabaja hacia atrás en dirección a las condiciones pre-requisito, o el encadenamiento hacia adelante (o encadenamiento frontal) que es un procesamiento de razonamiento ascendente que se inicia con condiciones conocidas y trabaja hacia adelante para alcanzar los objetivos deseados.

En la tabla siguiente se muestran las diferencias más importantes entre un SE y un experto humano:

	Sistema Experto	Experto Humano
Conocimiento	Adquirido	Adquirido + Innato
Adquisición del conocimiento	Teórico	Teórico + Práctico
Campo	Unico	Múltiples
Explicación	Siempre	A veces
Limitación en capacidad	Sí	Sí, no evaluable
Reproducible	Sí, idéntico	No
Vida	Infinita	Finita

Tabla 1.1. Principales diferencias de un sistema experto y un experto humano

Los SE hicieron posible que los sistemas fueran más allá de la programación convencional (en línea recta), siendo la base de una técnica llamada **inferencia basada en reglas**, en la cual los sistemas de reglas preestablecidas son usadas para procesar los datos. A pesar de su sofisticación, los sistemas aún no se acercan a la complejidad del pensamiento inteligente.

En un principio los SE se construían partiendo de cero, pero tras haber creado varios sistemas de esta manera, se vio claro, que a menudo, tenían bastantes puntos en común. Debido a que los sistemas se creaban como un conjunto de representaciones declarativas (reglas en su mayor parte) combinadas con un intérprete para esas declaraciones, fue posible separar el intérprete y el conocimiento específico del dominio, y así se pudo crear un sistema capaz de construir nuevos SE sin más que añadir nuevos conocimientos correspondientes al dominio del nuevo problema.

Los intérpretes resultantes se denominan shells o armazones. En este momento hay disponibles comercialmente varios shells que sirven de base para desarrollar SE.

Aplicaciones de los SE

Los SE se utilizan como asistentes o consultores inteligentes en diversas disciplinas. Un sistema experto en medicina simula el comportamiento de un especialista médico en el análisis de síntomas y diagnóstico de enfermedades, historial médico y resultados de pruebas de laboratorio terapia e incluso educación. La medicina ha sido uno de los campos donde mayor número de Sistemas Expertos se han construido.

El segundo campo de importancia es la gestión y finanzas donde sus aplicaciones se basan en: análisis de mercado, aplicación de impuestos y tasas de interés, asesoría jurídica y fiscal, concesión de créditos y préstamos, concesión de tarjetas de crédito, gestión del personal, planes de inversión de capitales y supervisión de estados financieros, entre otros.

Los SE empleados en la industria se utilizan para diagnóstico y reparación de averías tanto de productos como de maquinaria, diagnóstico de control de calidad, configuración de equipos, mantenimiento y reparación de sistemas, generación de especificaciones y manuales, control de procesos industriales y gestión óptima de recursos.

Dentro del campo militar existen numerosas aplicaciones como: guiado de vehículos y proyectiles de forma semiautomática, planificación de estrategias militares, reconocimiento automático de blancos u objetivos y valoración de los mismos e interpretación de señales provenientes de sensores, entre otras.

En Aeronáutica, las aplicaciones se realizan en el control de posición de satélites artificiales, interpretación de imágenes de satélites y control de tráfico aéreo.

En Transportes, se basan en la elaboración de horarios, configuración de asientos en los vuelos de pasajeros, elección de rutas, control y gestión de las vías de comunicación, y planificación de viajes.

Las principales ventajas de los SE son:

- Facilidad para situarse en entornos hostiles o peligrosos.
- Poder ser consultados por otras personas u otros sistemas.
- Fácil de reprogramarse.
- Se pueden tener tantos como se necesiten.
- Poder perdurar y crecer en forma indefinida.

• Robótica

Esta área de la IA utiliza una combinación de técnicas destinadas a fabricar sistemas capaces de desempeñar funciones motrices o intelectuales en sustitución del hombre.

El reto de crear un mecanismo que se mueva como un ser humano, ha fascinado a los inventores desde la antigüedad, por lo que la robótica, se ha enfocado en el desarrollo de robots inteligentes, que puedan ver, moverse y manipular objetos en respuesta a condiciones ambientales.

La industria y la fabricación en serie son consideradas como el dominio tradicional de los robots. Los repetitivos movimientos de una línea de producción es un campo que de manera muy natural se presta a la automatización. En 1954, George Devol patentó el primer brazo de robot programable, Para 1985 se utilizaban en las líneas de producción de todo el mundo unos 180 mil robots, concentrados 150 mil en Japón, Estados Unidos y Francia. Las industrias automotrices y de microelectrónica son las principales consumidoras de robots.

El manejo de materiales es otro de los terrenos tradicionales para los robots. Esta actividad considera el almacenamiento, transporte y entrega de materiales pudiendo ser éstos desde el tamaño de un chip de silicio hasta un camión para transporte de diesel. Los robots empleados para el manejo de materiales pueden ser diversos tipos de VGA (vehículos guiados autónomos).

Los robots móviles empiezan a utilizarse ampliamente. Dos de las aplicaciones principales que se les da son como mensajeros en edificios, especialmente en hospitales, y como guardias de seguridad. Estos robots dan respuesta a la petición que les transmite una terminal de cómputo y llevan documentos o abastecimientos a cualquier parte del edificio. El robot se desenvuelve en corredores y elevadores, evitando chocar con obstáculos como pueden ser humanos y muebles.

Los robots son idóneos para esta tarea dada su gran disponibilidad (pueden trabajar las 24 horas del día), su gran confiabilidad impide la pérdida o extravío de los suministros, además es posible monitorear sus desplazamientos, lo que permite prepararse para su llegada o detectar fallas.

Los robots móviles son una tecnología importante en la disminución de riesgos contra la vida humana en ambientes peligrosos. Para reparar los daños producidos en Chernobyl, se convirtieron en vehículos de limpieza de control remoto varios robots exploradores lunares Lunokhod. En Japón y Francia, se emplean para dar mantenimiento de rutina a plantas nucleares. Los robots permiten disminuir los riesgos que enfrentan los seres humanos en edificios inseguros, a consecuencia de temblores, en la cercanía de fuego o humos tóxicos y en entornos radiactivos.

También puede empleárseles para realizar tareas rutinarias en situaciones de peligro, como en la eliminación de residuos tóxicos, rescate a grandes profundidades marinas, exploración, minería y manejo de materiales biológicamente peligrosos. Aunque siempre es necesario contar con un operador humano que guíe al robot, también es importante que éste tenga autonomía para detectar y dar respuesta a situaciones que ponen en riesgo tanto su bienestar como el de la gente que los rodea.

La autonomía resulta también fundamental en ambientes remotos (la superficie de Marte, por ejemplo), en donde el retraso en la comunicación es tanto que impide contar con guía humano. Los robots asignados a entornos peligrosos tienen la capacidad para desplazarse sobre superficies difíciles sin que se caigan o se vuelquen.

Cuentan además con mecanismos de percepción sensorial que no necesiten de iluminación para poder operar y sobre todo no producen ningún daño a los seres humanos presentes en su entorno. Aunque el logro de este nivel de autonomía así como la confiabilidad representan un considerable desafío para la robótica, los dividendos que se obtienen son muy elevados, por lo que ésta área de investigación está destinada a continuar su expansión.

4 El Futuro de la Inteligencia Artificial

La IA ha crecido tanto científica como tecnológicamente afectando muchos aspectos del comercio, industria y sociedad.

Las primeras aplicaciones en IA fueron en su mayoría motivadas por el deseo de demostrar que la IA tiene un valor práctico. Ahora, conforme el campo madura, el desarrollo de las aplicaciones está más enfocado a lograr objetivos estratégicos de negocios, actividades financieras, toma de decisiones empresariales, incrementar transacciones financieras, predecir fenómenos físicos y tendencias económicas, controlar sistemas de transporte y planear operaciones tanto industriales como militares.

Los sistemas de IA pueden imitar pensamiento humano, entender un idioma, vencer al mejor jugador de ajedrez y otras innumerables hazañas nunca antes posibles.

Los trabajos en el desarrollo de sistemas que conversen en lenguaje natural, que perciban y respondan a su propio ambiente y que provean herramientas útiles para el conocimiento y experiencia humana, crecen progresivamente.

El diseño de mecanismos inteligentes continúan teniendo consecuencias prácticas en las industrias, ya que realzan la funcionalidad de los sistemas existentes e incrementan la productividad en general, al ofrecer grandes posibilidades de mejorar las circunstancias materiales en las que se desenvuelve la vida humana.

Los desarrollos en razonamiento de sentido común, representación del conocimiento, percepción, aprendizaje y planeación avanzan rápidamente.

Sistemas desarrollados en demostración de teoremas, juegos y diagnóstico médico, se basan en rigurosos principios teóricos cuyo desempeño puede ser tan bueno o mejor que el de los expertos humanos. En otras áreas como la del aprendizaje, percepción visual, están lográndose rápidos avances en el desempeño de los sistemas mediante la aplicación de mejores métodos analíticos y de una mejor comprensión de los problemas implicados. La investigación subsecuente rendirá frutos que se traducirán en mejores capacidades de desarrollo, por lo que, las aplicaciones en IA se extenderán rápidamente al hogar, la industria y el gobierno.

Muchos científicos se muestran escépticos a cerca de la posibilidad de que alguna vez pueda desarrollarse una verdadera inteligencia artificial. El funcionamiento de la mente humana todavía no ha llegado a conocerse a profundidad y, en consecuencia, el diseño seguirá siendo esencialmente en IA. El simple hecho de tratar de conocer e imitar el pensamiento humano, ha traído grandes logros a la tecnología. Lo cierto es que mientras más se conozca de éste, más oportunidades tendremos de simularlo, y también de darnos cuenta que hemos sido creados por un gran Dios.

II. INCERTIDUMBRE

1 Introducción

Nosotros como seres humanos, somos personas inteligentes tratando de darle sentido a nuestras vidas y haciendo planes para dirigirlos de acuerdo con nuestras necesidades y deseos. Para lograr esto usamos el conocimiento que ganamos de la experiencia que hemos obtenido y de nuestra capacidad de razonamiento. Cotidianamente utilizamos esta información para entender nuestro entorno, para aprender nuevas cosas y para hacer planes a futuro. Esto es, nosotros hemos desarrollado la capacidad de razonar en base a evidencias para lograr nuestros objetivos.

Por supuesto aún cuando estamos limitados en nuestra capacidad de percibir el mundo y limitados en la profundidad de nuestro razonamiento, nos encontramos en todas partes con **incertidumbre**; incertidumbre a cerca de lo adecuada que es nuestra información e incertidumbre a cerca de qué tan buenas son nuestras inferencias.

Incertidumbre es la situación en la cual existe la posibilidad de error, debido a que se tiene menos del total de la información de nuestro medio ambiente, con respecto a un suceso o evento. Para sobrevivir en nuestro mundo, nos ocupamos de tomar decisiones, manejar y analizar información, así como predecir eventos futuros. Todas estas actividades utilizan información disponible y nos ayudan a tratar de contar con información con la que no contamos. La falta de información, por supuesto, produce incertidumbre.

El problema más importante es cómo hacer que la incertidumbre sea menos atemorizante?. Esto requiere que hagamos simplificaciones apropiadas, lo cual parece ser el mejor logro en cada situación particular estableciendo compromisos entre la información que tenemos y la cantidad de incertidumbre que estamos dispuestos a aceptar.

Esta incertidumbre forma parte de la investigación de cualquier área de la IA, siendo un obstáculo en la culminación de grandes logros. Actualmente se han desarrollado numerosas técnicas y teorías para el manejo

de ésta dentro de las investigaciones de Inteligencia Artificial, en este capítulo haremos una semblanza de las teorías desarrolladas más importantes en el manejo de incertidumbre.

2 Medición e Incertidumbre

Estamos familiarizados con investigaciones empíricas, tales como exploraciones científicas e investigaciones criminales, en las cuales los científicos deben examinar eventos físicos y objetos para resolver problemas o ganar conocimiento acerca de algún fenómeno. Por ejemplo, en muchos casos criminales, los científicos forenses examinan rastros de sangre para descubrir la identificación única del DNA de la muestra. Este tipo de investigación requiere de gran precisión, particularmente porque las muestras son frecuentemente muy pequeñas, y particularmente por pequeñas desviaciones en la precisión de la medición de elementos microscópicos puede resultar en una mala identificación. De este modo, los científicos que trabajan en estas áreas en particular, tienen que ser concientes con mantener un alto grado de precisión.

Sin embargo, aún cuando nosotros reconocemos esto, tenemos que estar alertas en los límites de la búsqueda de precisión. Primero, no importa que tan precisas sean nuestras mediciones, siempre existirá incertidumbre no obstante si estas son de muy pequeña magnitud. Aún las medidas más precisas son inciertas.

Existe un residuo de incertidumbre en aquellas áreas de la ciencia en las cuales los datos investigados son responsables de precisar descripciones y mediciones. Si esto es verdadero en esas ciencias, entonces ¿cuánta de nuestra intuición se aplica a las ciencias cuyos objetos de estudio no pueden ser fácilmente cuantificados?

En las ciencias sociales, por ejemplo, los objetos de estudio son seres humanos o grupos de ellos. Estos son más complejos que cualquier objeto inanimado, aún otros animales. Los científicos en el campo de la sociología y el comportamiento de poblaciones han intentado imponer científicamente rigidez dentro de sus objetos de estudio y tienen frecuentemente éxito en grados admirables, pero aún tienen que reconocer que sus investigaciones cuentan con un grado de incertidumbre desconocido.

Los psicólogos generalmente no pueden predecir el futuro comportamiento de un individuo en base a evidencia pasada con un alto grado de precisión. Los físicos y químicos generalmente eluden la menor incertidumbre porque el conocimiento de sus temas es siempre menos comprensible que el conocimiento de las cosas inanimadas.

3 Lenguaje y Vaguedad

Un segundo fenómeno que impone límites por encima de nuestro deseo de precisión es que utilizamos lenguaje natural para describir y comunicar conocimiento. Hemos tenido la experiencia de malinterpretar un resultado por haber usado palabras en una forma diferente al patrón de nuestra conversación.

Nuestro entendimiento del significado de una palabra trae consigo la cultura y las asociaciones personales, así que aunque tengamos una parte de la esencia del significado y además seamos capaces de comunicarlo precisamente en un grado aceptable la mayoría de las veces, generalmente no podemos absoluta y precisamente estar de acuerdo en el simple significado de una palabra. En otras palabras, el lenguaje natural tiene la característica de vaguedad.

La vaguedad puede también ser el resultado de varios usuarios del lenguaje natural aceptando ligeramente significados diferentes de un término. Por ejemplo una persona acostumbrada a vivir en San Diego puede tener un significado para el término "nublado" que es diferente del significado aceptado por un residente de Seattle.

La vaguedad, en algunos contextos, representa un problema para los científicos cuyos trabajos requieren de gran precisión. Los físicos necesitan estar de acuerdo en el significado de expresiones tales como "fuerza", "espacio", "electrón", etc. Para lograr precisión y evitar incertidumbre y error, estipulan o prescriben el

significado de su lenguaje técnico. Pero habiendo hecho esto, no hablan sólo en lenguaje natural. Han incrementado esto con un lenguaje especial, un lenguaje artificial con significados precisos.

Los lenguajes artificiales existen en muchas disciplinas, en matemáticas por ejemplo, o en ingeniería, porque estos lenguajes pueden ser representados en formas cuantitativas computacionales.

Sin embargo aunque estos lenguajes son muy útiles, generalmente no transmiten todas las ideas. Esto es, particularmente, porque no son capaces de describir completamente nuestra experiencia real. Por lo tanto necesitamos un método cuantitativo para llevar la vaguedad y tratar con problemas complejos. Realmente, tal método es útil en aquellas disciplinas en las cuales la medición es frecuentemente imprecisa, como psicología, biología, sociología, etc.

Consideremos cómo los expertos humanos tratan con incertidumbre. Dos ejemplos de expertos humanos quienes rutinariamente trabajan con incertidumbre son los detectives y los médicos. Ambos tipos de expertos intentan derivar conclusiones de información incierta. Por ejemplo, la popularidad de las historias de detectives puede ser debido a la manera en la cual los detectives novelescos como Sherlock Holmes pueden aparentemente transformar incertidumbre en certidumbre. El mecanismo para transformar incertidumbre en certidumbre es por supuesto la colección de hechos pertinentes que confirmen las hipótesis, o cualquier cosa que fuere inicialmente generada por algún tipo de razonamiento con incertidumbre. Así mismo, los médicos pueden ordenar una prueba de laboratorio o un procedimiento quirúrgico que provea evidencia en contraste con la hipótesis.

Una vez que sabemos que la incertidumbre va unida al conocimiento, dentro de la Base de Conocimiento, podemos enfocarnos en métodos para manejar las incertidumbres durante el proceso de inferencia. La calidad en el manejo de incertidumbre dependerá de cómo sean cuantificadas las incertidumbres, en los métodos de combinación durante la inferencia.

4 Significado de la palabra Incertidumbre

El término incertidumbre significa razonamiento aproximado o inexacto donde la información puede tener una o más de las siguientes características:

- Parcial.
- No completamente confiable.
- Imprecisa.
- Provenir de múltiples fuentes y por ello confusa.
- Aproximada.
- Sujeta a cambios o variaciones.
- Vaga, al no estar bien definida.
- Ambigua.
- Sin certeza y por lo tanto cuestionable.

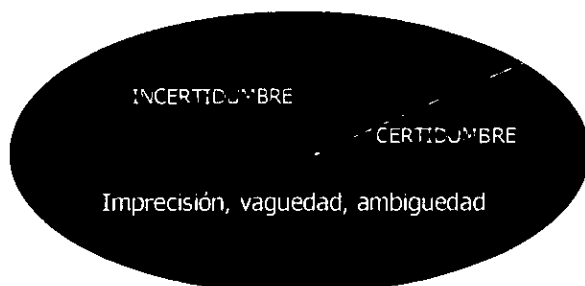


Figura 1.4. Proporción de certidumbre e incertidumbre en el mundo real.

La figura anterior, ilustra la información contenida en un problema en particular, revela que, en general, sólo se conoce con certeza una pequeña parte. La información restante puede ser incierta por diversas causas, tales como: imprecisión, incapacidad para tomar medidas adecuadas, falta de conocimiento, vaguedad, etc.

Existe un cambio dramático en los paradigmas de la incertidumbre durante los últimos años: hasta la década de los sesenta, la incertidumbre se relacionó con significados negativos. Ningún científico quería tomar

decisiones vagas, pues temía que su trabajo no fuera tomado con la debida seriedad, por lo que la incertidumbre fue considerada como algo disturbio que debería ser evitada en modelos, teorías y enunciados.

La única teoría que trataba con incertidumbre fue la teoría de probabilidad y estaba restringida a situaciones en las cuales la incertidumbre podría ser atribuida a aspectos relacionados con la aleatoriedad o el azar.

A partir de la década de los sesentas esto cambió, se acepto el hecho de que la incertidumbre es una parte de la realidad, la cual no podemos cambiar. Por lo tanto fue necesario incluirla en los modelos de desarrollo.

Esto nos ha llevado a un incremento en el número de teorías de incertidumbre durante las últimas décadas y a numerosos intentos por modificar los métodos formales existentes de modo que se acerquen más a la realidad y al comportamiento humano.

5 Representación y Cuantificación de Incertidumbre

- **Numérica.**- Es el método más común, utiliza una escala de dos valores extremos, 0 representa un dato completamente incierto mientras que 1 representa un dato completamente cierto.
- **Simbólica.**- Existen varias formas para representar incertidumbre utilizando símbolos. Los expertos utilizan una escala de probabilidad aproximada para expresar su opinión. Un experto puede asignar para medir, por ejemplo, la probabilidad de inflación una escala de cinco puntos: muy improbable, improbable, neutral, probable y muy probable. Este rango es una aproximación muy popular entre los expertos con preferencias no cuantitativas.
- **Gráfica.**- Se utilizan barras horizontales para ayudar a los expertos a expresar su confianza en ciertos eventos. Esta barra es una escala de certidumbre.

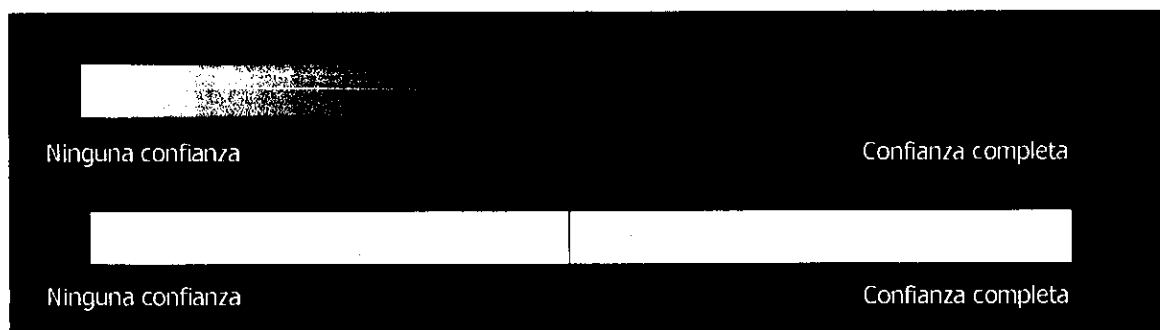


Figura 1.5. Representación de incertidumbre de manera gráfica.

6 Tipos de Incertidumbre

Actualmente se reconocen dos tipos de incertidumbre: **Difucidad** (o vaguedad) lo cual resulta de límites imprecisos de conjuntos difusos, debido a la falta de definición o claridad de distinción de la información; y **Ambigüedad**, que por un lado puede expresar conflictos entre varios conjuntos de alternativas, produciendo incertidumbre en la selección de estas alternativas (**disonancia**); y por otro lado, puede estar conectada con alternativas que no se encuentren bien especificadas (**No Especificidad**).

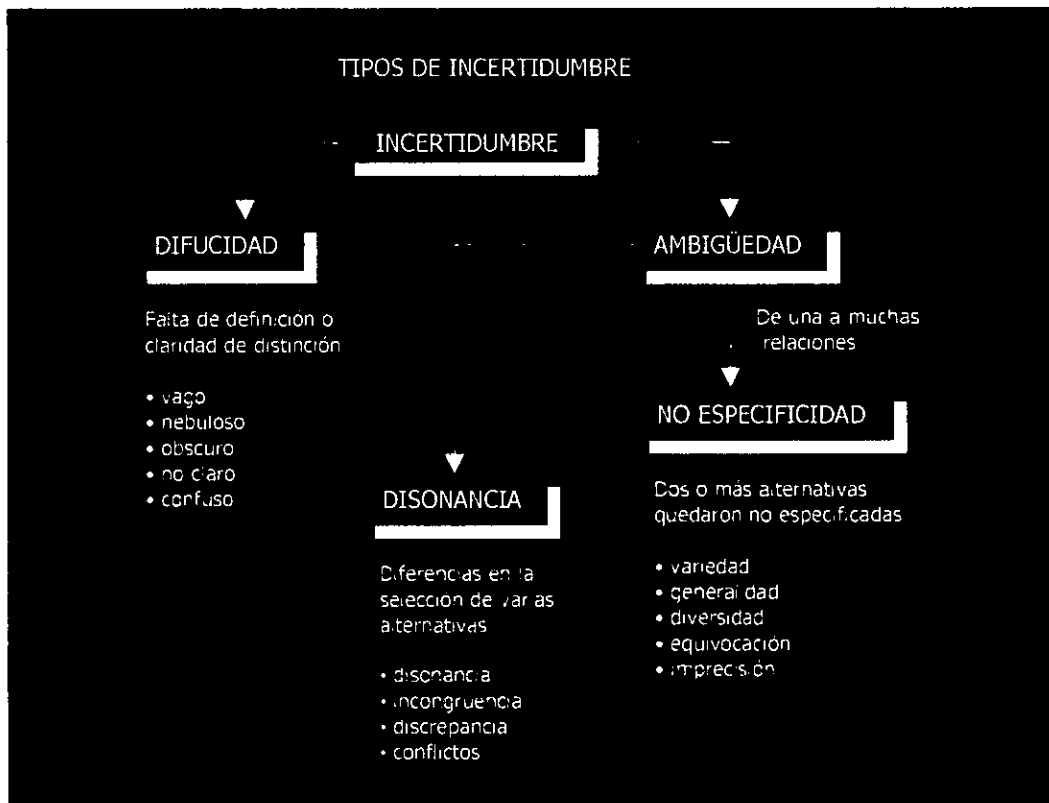


Figura 1.6. Tipos de Incertidumbre

III. TECNICAS PARA TRATAR CON LA INCERTIDUMBRE EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL

La naturaleza de la incertidumbre en un problema en particular es un punto muy importante para seleccionar adecuadamente el método de solución de un caso específico. A continuación presentamos las teorías y mecanismos más utilizadas para tratar con incertidumbre.

1 Teoría de Probabilidad de Bayes

El teorema de Bayes constituye la base de todos los sistemas modernos de Inteligencia Artificial para inferencia probabilística. Permite calcular probabilidades desconocidas a partir de probabilidades conocidas y estables.

Su concepto fundamental es de la probabilidad condicionada:

$P(A|B)$: la probabilidad de A, considerando que todo lo que sabemos es B.

El teorema de Bayes se enuncia como:

$$P(B|A) = \frac{P(A|B) \cdot P(B)}{P(A)}$$

Y nos dice que para calcular una probabilidad condicional, en este caso $P(B|A)$ se necesitan conocer tres términos: una probabilidad condicional $P(A|B)$ (la probabilidad de A considerando que se conoce B) y dos probabilidades incondicionales $P(A)$ (probabilidad del evento A) y $P(B)$ (probabilidad del evento B).

Aparentemente, el teorema de Bayes no parecería ser de gran utilidad, pero es útil en la práctica debido a que existen muchos casos en los que sí se dispone de buenas estimaciones de probabilidad para los tres términos vistos anteriormente.

Tal es el caso de diagnósticos médicos o del Sistema Experto PROSPECTOR, el cual se ha usado con éxito como ayuda a la localización de depósitos de distintos minerales como cobre y uranio. En este sistema se examinan evidencias geológicas para determinar si un determinado lugar sería adecuado para realizar una excavación y encontrar cierto mineral. Si se conocen las probabilidades previas de aparición de cada uno de los minerales y también se conocen las probabilidades de que si un mineral aparece, se observen ciertas características físicas, entonces puede utilizarse el teorema de Bayes para calcular, a partir de las evidencias que se reúnan la probabilidad de que aparezcan los distintos minerales.

Desafortunadamente, en un mundo arbitrariamente complejo, el tamaño del conjunto de probabilidades que pueden surgir, crece de la forma 2^n , donde n es el número de proposiciones diferentes que es necesario considerar. Esto hace que el teorema de Bayes sea inaplicable por las siguientes razones:

- Se necesitan demasiadas probabilidades. Además de esto, existe la evidencia empírica de que las personas son malas estimadoras de probabilidades.
- El espacio y tiempo empleado para almacenar y calcular, respectivamente, todas las probabilidades es demasiado grande.

A pesar de esto proporcionan una base atractiva para sistemas que razonan bajo incertidumbre. El teorema es bueno para situaciones bien estructuradas en las cuales todos los datos estén disponibles y las suposiciones sean satisfechas. Desafortunadamente, estas condiciones no ocurren en la realidad muy a menudo. El procedimiento no puede tratar con presentaciones cualitativas del conocimiento o con la ignorancia de este. Adicionalmente, una dificultad principal es la adquisición de las probabilidades a priori, así como también de las nuevas evidencias.

2 Teoría de la Evidencia Dempster-Shafer

Esta teoría es un procedimiento para tratar con incertidumbre en Inteligencia Artificial y puede ser considerado como una extensión del teorema de Bayes. El método Dempster-Shafer distingue entre incertidumbre e ignorancia mediante la construcción de **funciones de credibilidad**. Estas funciones nos permiten usar nuestro conocimiento para delimitar la asignación de probabilidades cuando estas podrían no estar disponibles. Esta teoría, en lugar de calcular la probabilidad de una proposición, calcula la probabilidad de que una evidencia justifique la proposición. A esta medida de creencia se le conoce como función de creencia, representada como $Bel(x)$.

El procedimiento indica la credibilidad de un experto en una hipótesis dada una evidencia. Comparte muchas propiedades del teorema de Bayes ya que en ambos la suma de probabilidades del conjunto de hipótesis es uno. Si se tienen tres hipótesis rivales: A, B y C y no se cuenta con información para cada una de ellas, se dice que la probabilidad de que sean ciertas se encuentra en el rango $[0, 1]$. Conforme se acumula evidencia el intervalo va estrechándose, representando el incremento de confianza con que se sabe la probabilidad de cada hipótesis. Esto contrasta con el enfoque bayesiano, en donde probablemente se empezaría por asignar las probabilidades a priori equitativamente entre las hipótesis, de forma que para cada una de ellas tendríamos una probabilidad de 0.33. Aún cuando el método de Dempster-Shafer nos ofrece una forma de calcular varios parámetros de credibilidad, su gran complejidad ocasiona un costo computacional muy considerable.

El método de Dempster-Shafer es especialmente apropiado para combinar la opinión de varios expertos, ya que estos difieren en sus opiniones con un cierto grado de ignorancia y, en muchas ocasiones trabajan con *información epistémica* (construida a partir de percepciones vagas). Por lo tanto, podemos decir que la teoría de la evidencia de Dempster-Shafer se utiliza para manejar información epistémica, ignorancia y falta de

información. Desafortunadamente, esta teoría asume que las fuentes de información que serán combinadas son estadísticamente independientes entre ellas.

3 Factores de Certidumbre

Un factor de certidumbre (FC) es un valor numérico que expresa la credibilidad en la ocurrencia de un evento(hecho o hipótesis) basada en evidencia estadística o en conocimientos y experiencias de un experto, originando que este factor sea una cuantificación subjetiva de su juicio e intuición. Es importante resaltar que estos factores de certidumbre no son probabilísticos y sus grados de credibilidad no necesariamente tienen que sumar 1.

Un factor de certidumbre $CF[h, e]$ se define en términos de dos componentes:

- $MB[h, e]$. Una medida entre 0 y 1 de la creencia de que la hipótesis h proporciona la evidencia e . MB da una medida diciéndonos hasta que punto la evidencia soporta la hipótesis.
- $MD[h, e]$. Una medida entre 0 y 1 sobre la incredulidad de que la hipótesis h proporciona la evidencia e . MD da una medida de hasta qué punto la evidencia soporta la negación de la hipótesis.

A partir de estas dos medidas, se puede definir el factor de certidumbre como:

$$CF[h, e] = MB[h, e] - MD[h, e]$$

Los factores de certidumbre se aplican a dominios en donde las evidencias se van recogiendo en forma incremental.

Un FC con el valor de 1 indica la creencia total, mientras que un FC de -1 indica totalmente lo contrario: la no creencia.

Los factores de certidumbre son proporcionados por los expertos en el área y basta un solo número para definir tanto el valor de MB como el de MD , y por lo tanto también el de CF . Estos factores se aplican con éxito en sistemas expertos, en donde uno de sus principales componentes son reglas.

Los Factores de Certidumbre se diseñaron en el sistema MYCIN para diagnóstico médico y se utilizaron ampliamente en sistemas expertos de los setentas y ochentas. Casi todas sus aplicaciones incluían conjuntos de reglas que eran totalmente tipo diagnóstico. Debido a que existieron circunstancias en las que los factores de certidumbre podían producir grados de creencia incorrectos cuyo origen se debía a la sobreestimación de evidencias, estos dejaron de utilizarse.

Cuando parecía que la única conexión viable entre la incertidumbre y las teorías científicas era la probabilidad, la incertidumbre comenzó a ser concebida en términos de la **Teoría de Conjuntos Difusos (Fuzzy Logic)**, con esta teoría pronto llegó a ser claro que la incertidumbre puede ser manifestada en diferentes formas. Estas formas representan distintos tipos de incertidumbre.

Este estudio pretende mostrar los fundamentos y avances que ha tenido **Fuzzy Logic** como una teoría para el tratamiento de incertidumbre en Inteligencia Artificial, lo cual presentamos en el siguiente capítulo.

CAPITULO 2

FUNDAMENTOS MATEMATICOS DE LOGICA DIFUSA

I. INTRODUCCIÓN

Gran parte de nuestro pensamiento y la forma de comunicarnos dependen de expresiones imprecisas que nos ayudan a expresar situaciones o características de algún suceso, es aquí donde surge la necesidad de una teoría que permita definir éstas situaciones de una forma semejante a como se producen en el pensamiento humano, expresadas con un lenguaje natural, no determinístico. Es así como surge la Teoría de Conjuntos Difusos.

La Lógica difusa se encuentra fundamentada bajo los principios de la Teoría de Conjuntos Difusos que constituye un paso hacia un acercamiento entre la precisión de las matemáticas clásicas y la sutil imprecisión del mundo real.

El concepto fundamental en matemáticas es el de conjunto (colección de objetos). Nos ha llevado mucho tiempo darnos cuenta que gran parte del saber y de la acción reciproca de los humanos con el mundo exterior implica construcciones abstractas que no son conjuntos en el sentido clásico de la palabra sino más bien conjuntos difusos, es decir clases con límites indeterminados, en las que la transición de pertenencia a no pertenencia es gradual y no definitiva.

En este trabajo se presentan los aspectos más importantes de la Teoría de Conjuntos Difusos.

II. CONJUNTOS CLASICOS

1 Operaciones Básicas

Matemáticamente un **conjunto** es una regla de decisión booleana expresada como una acertación lógica, donde la regla de pertenencia (llamada conjunto de relaciones de pertenencia), siempre toma un estado de Verdadero o Falso. Los elementos de un conjunto son todos aquellos para los cuales la regla toma un estado Verdadero.

En los conjuntos clásicos, los valores pertenecen totalmente al conjunto o no pertenecen, de esta forma podemos expresar un conjunto como:

$$X(x) = \begin{cases} 1 \rightarrow x \in A \\ 0 \rightarrow x \notin A \end{cases} \quad \text{donde: } A \text{ es un conjunto y } x \text{ los posibles elementos de } A$$

- Unión: $\{x \mid x \in A \text{ or } x \in B\} = A \cup B$

donde la unión representa a todos los elementos que pertenecen al conjunto A o B.

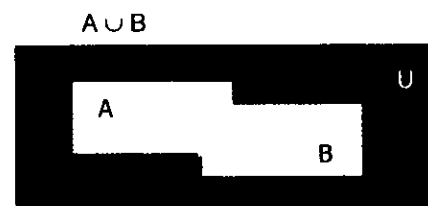


Figura 2.1. Unión de Conjuntos Clásicos.

- Intersección: $\{x \mid x \in A \text{ and } x \in B\} = A \cap B$

son todos los elementos que pertenecen a A y B.

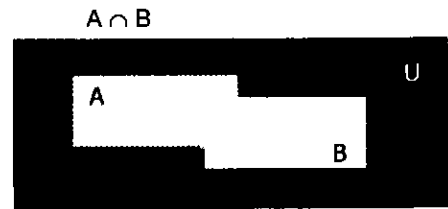


Figura 2.2. Intersección de Conjuntos Clásicos.

- Complemento de A: $\{x \mid x \notin A \text{ } x \in A'\} = A'$

el complemento de A esta definido por los elementos que no pertenecen a A.

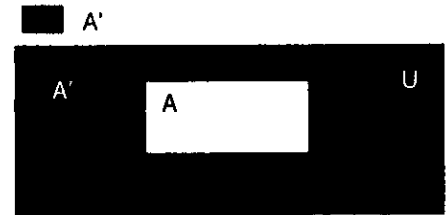


Figura 2.3. Complemento de un Conjunto Clásico.

- Diferencia: $A - B = \{x \mid x \in A \text{ and } x \notin B\}$

son los elementos que pertenecen a A y que no pertenecen a B.

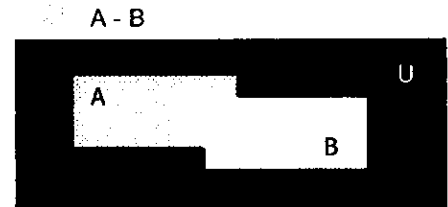


Figura 2.4. Diferencia de Conjuntos Clásicos.

- Subconjunto : $A \subset B = \{x \mid x \in A \text{ and } x \in B\}$ para toda $x \in A$

un conjunto A es subconjunto del conjunto B si todos los elementos de A pertenecen a B.

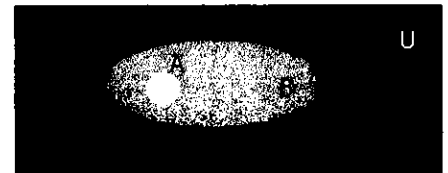


Figura 2.5. Subconjunto Clásico.

2 Propiedades de Conjuntos Clásicos

Conmutatividad:

$$A \cup B = B \cup A$$

$$A \cap B = B \cap A$$

Asociatividad:

$$A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap C$$

$$A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup C$$

Distributividad:

$$A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap (A \cup C)$$

$$A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C)$$

Idempotencia:

$$A \cup A = A$$

$$A \cap A = A$$

Identidad:

$$A \cup \phi = A$$

$$A \cap U = A$$

$$A \cap \phi = \phi$$

$$A \cup U = U$$

Transitividad:

$$\text{Si } A \subseteq B \subseteq C, \text{ entonces } A \subseteq C$$

Involución: $A'' = A$

Ley de la exclusión media: $A \cup A' = X$

Esta ley indica que la unión de un conjunto con su complemento es igual al Universo X.

Ley de la contradicción: $A \cap A' = \phi$

La intersección de un conjunto con su complemento es el conjunto vacío.

III. RELACIONES CLASICAS DE CONJUNTOS

1 Introducción

Una relación es la idea básica detrás de numerosas operaciones en conjuntos, tales como productos cartesianos, composición de relaciones y propiedades de equivalencia.

Como un conjunto, una relación es de vital importancia en todos los campos basados en ingeniería, ciencias y matemáticas. Es también asociada con teoría de grafos, un tema de amplio impacto en el diseño y manipulación de datos.

Las relaciones están íntimamente involucradas en lógica, razonamiento aproximado, sistemas basados en reglas, simulación no lineal, clasificación, reconocimiento de patrones y control. Las relaciones realizan mapeos de conjuntos como las funciones matemáticas lo hacen.

2 Relación de Conjuntos Clásicos

Una relación es la forma como una variable esta asociada a otra afectando sus características. La diferencia entre una relación y una función es el hecho de que en una función existe una relación uno a uno, es decir que para cada valor de X solo existe un valor de Y, en una relación los valores de X pueden tomar varios valores de Y. Una relación está basada en el producto cartesiano de conjuntos.

A continuación se presentan dos de sus representaciones más comunes:

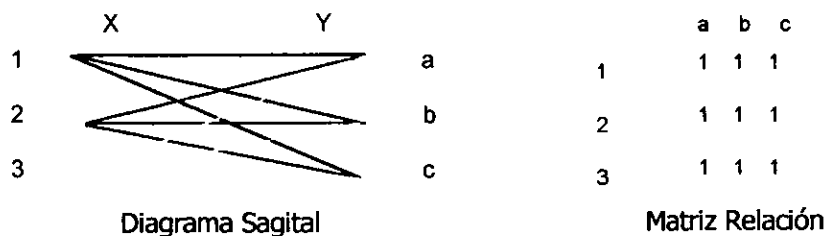


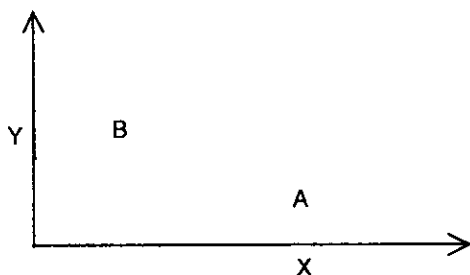
Figura 2.6. Representación de Relaciones en Conjuntos Clásicos.

Cardinalidad.- En la Teoría Clásica de Conjuntos, el tamaño de un conjunto se determina por el número de elementos que contiene. Por ejemplo si tenemos el conjunto $X = \{a, b, c\}$ su cardinalidad es 3.

3 Producto Cartesiano

El producto cartesiano de dos conjuntos $A \times B$ es determinado como:

$$A \times B = \{(a, b) / a \in A, b \in B\}$$



El producto cartesiano $A \times B$ es el conjunto de los pares ordenados (x, y) donde $x \in A, y \in B$, por lo que solo existe para valores que están en A y B.

Figura 2.7. Producto Cartesiano de Conjuntos Clásicos.

De forma tal que 0 representará una relación nula, mientras que 1 una relación completa, tal como se muestra a continuación:

$$\chi_R(a, b) = \begin{cases} 1, & (a, b) \in R \\ 0, & (a, b) \notin R \end{cases}$$

4 Operaciones de Relaciones Clásicas de Conjuntos

Se definen las siguientes operaciones para el producto cartesiano de dos relaciones convencionales (R, S):

Unión: $R \cup S \rightarrow \chi_{R \cup S}(x, y) = \max[\chi_R(x, y), \chi_S(x, y)]$

Intersección: $R \cap S \rightarrow \chi_{R \cap S}(x, y) = \min[\chi_R(x, y), \chi_S(x, y)]$

Complemento: $R^c \rightarrow \chi_{R^c}(x, y) = 1 - \chi_R(x, y)$

Contención: $R \subset S \rightarrow \chi_R(x, y) \leq \chi_S(x, y)$

Identidad Modus Ponens: $\emptyset \rightarrow 0$

5 Propiedades de Relaciones Clásicas de Conjuntos

Las propiedades: conmutativa, asociativa, distributiva, etc., para las relaciones clásicas de conjuntos se aplican de la misma forma que fueron definidas para conjuntos clásicos.

Composición: existen dos formas para la composición de conjuntos convencionales:

Composición max-min

$$T = R \circ S$$

$$\chi^T(x, z) = \bigvee_{y \in Y} (\chi^R(x, y) \wedge \chi^S(y, z))$$

Composición max-producto

$$T = R \bullet S$$

$$\chi^T(x, z) = \bigvee_{y \in Y} (\chi^R(x, y) \bullet \chi^S(y, z))$$

3 Elementos de un Conjunto Difuso

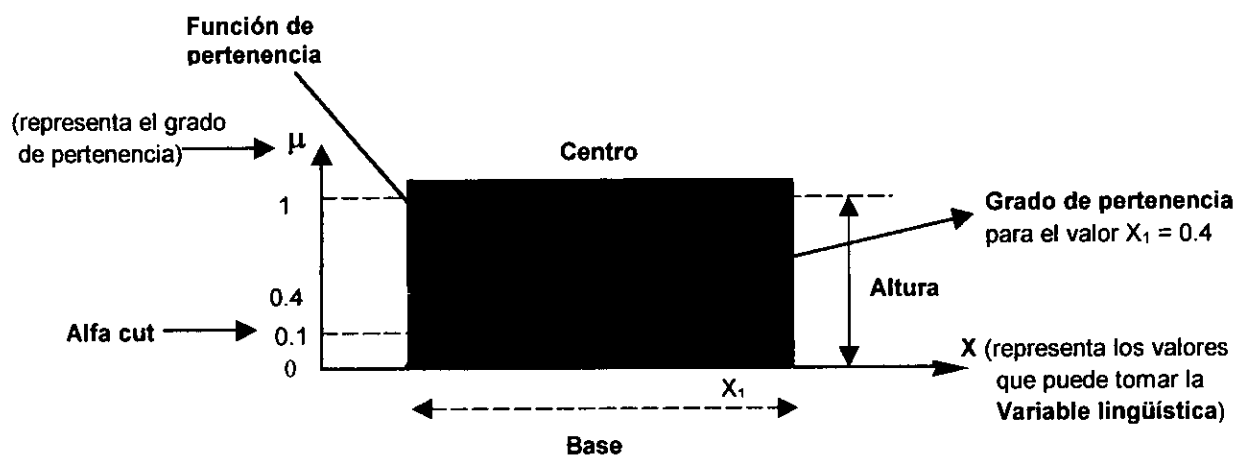


Figura 2.8. Elementos de un Conjunto Difuso.

Función de pertenencia.- Es la función que describe el grado para el cual un elemento pertenece a un conjunto difuso. Una función de pertenencia sólo puede producir valores de pertenencia al conjunto difuso entre 0 y 1.

Toda la información contenida en un conjunto difuso es descrita por su función de pertenencia, lo cual es muy útil para desarrollar un diccionario de términos que describan características especiales de ésta función. La función de pertenencia describe la gráfica y contorno de un Conjunto Difuso, su representación es una función matemática que genera valores en el intervalo $[0, 1]$.

Grados de Pertenencia.- Es un número que describe el grado en el cual un elemento está dentro de un conjunto difuso, podemos decir que es la incertidumbre que contiene un elemento al pertenecer a un conjunto difuso. Puede tomar todos los valores desde 1 (totalmente verdadero), significa que el elemento se encuentra completamente dentro del conjunto difuso, hasta 0 (totalmente falso), donde el elemento no está comprendido dentro del conjunto difuso, pasando por todo un rango de valores infinito.

El grado de pertenencia es la cuantificación del grado de ambigüedad o incertidumbre. Este grado de pertenencia se obtiene valuando el valor de entrada en la función de pertenencia del conjunto difuso.

Alfa cut. - valor asignado por el experto el cual permite obtener todos los elementos en el conjunto difuso mayores a este valor asignado.

Altura.- La altura de un conjunto difuso es el máximo valor de su función de pertenencia.

Base.- Conjunto de objetos cuyo grado de pertenencia es positivo.

Centro.- Conjunto de objetos con grado de pertenencia 1.

4 Representación de Conjuntos Difusos

• Representación Gráfica

Supongamos que tenemos un conjunto llamado PESO, para definir el peso de hombres entre 20 y 30 años de estatura promedio en Méx. (1.67m), éste conjunto se puede dividir en los subconjuntos: delgado, medio, gordo. Su representación gráfica en tres conjuntos difusos sería:

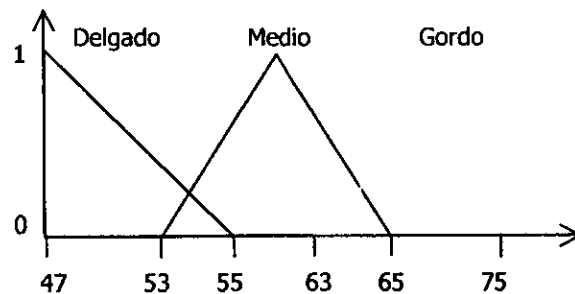


Figura 2.9. Representación Gráfica de Conjuntos Difusos.

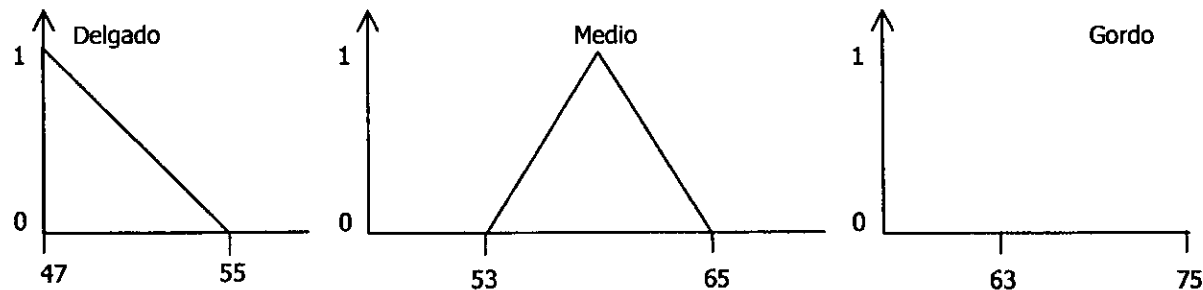


Figura 2.10. Representación Gráfica de cada Conjunto Difuso por separado.

El eje x es la cuantificación de una palabra, en este caso "Peso" en sus diferentes adjetivos naturales (delgado, medio, gordo) los cuales representa cada uno un conjunto difuso. El eje y es la cuantificación del grado de pertenencia al conjunto, el cual habla de la ambigüedad o credibilidad de la información.

Esta representación de la palabra "Peso" (variable lingüística) es llamada cuantificación de significado, por lo que podemos decir que una palabra es cuantificada sobre un rango específico de valores.

Las formas más comunes utilizadas para la representación de funciones de pertenencia de conjuntos difusos son los **triángulos** y **trapezios**.

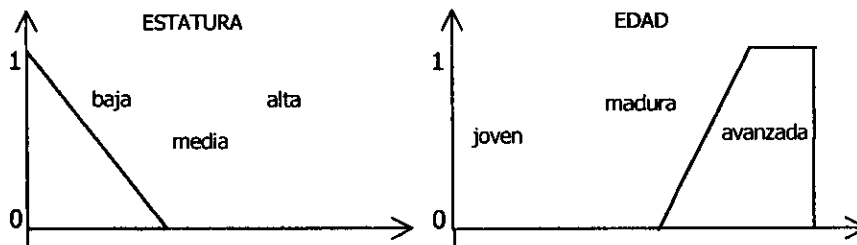


Figura 2.11. Representación del conjunto Estatura en subconjuntos: alta, baja y media a través de triángulos; y del conjunto Edad en subconjuntos: joven, vieja y madura a través de trapezios.

• Representación por Pares Ordenados

Un conjunto difuso también puede ser representado por pares ordenados los cuales indican el elemento y el grado de pertenencia a un conjunto difuso.

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

donde A es el conjunto difuso y $\mu_A(x)$ es el grado de pertenencia del elemento x en A.

Por ejemplo:

$$\text{Delgado} = \{(47, 1), (49, 0.7), \dots, (55, 0)\}$$

Se puede observar que existen elementos que pertenecen a dos conjuntos a la vez pero con diferente grado de pertenencia.

El peso 54 Kg pertenece al conjunto delgado en 0.15 y al conjunto medio en 0.4.

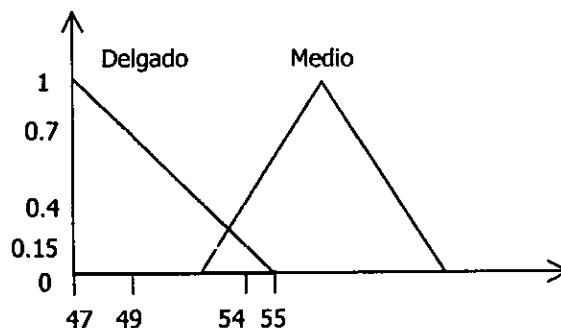


Figura 2.12. Representación de Conjuntos Difusos por medio de pares ordenados

• **Representación como Puntos en un Hipercubo**

Existe una analogía geométrica interesante para ilustrar la idea de la pertenencia de un conjunto difuso. Hasta ahora se ha descrito un conjunto difuso definido en un universo X. Para un universo con sólo un elemento, la función de pertenencia está definida en el intervalo unitario [0, 1]; para un universo de dos elementos, la función de pertenencia es definida en unidades cuadradas; y para un universo de tres elementos, está definida en unidades cúbicas. Todas estas situaciones están mostradas en la siguiente figura:

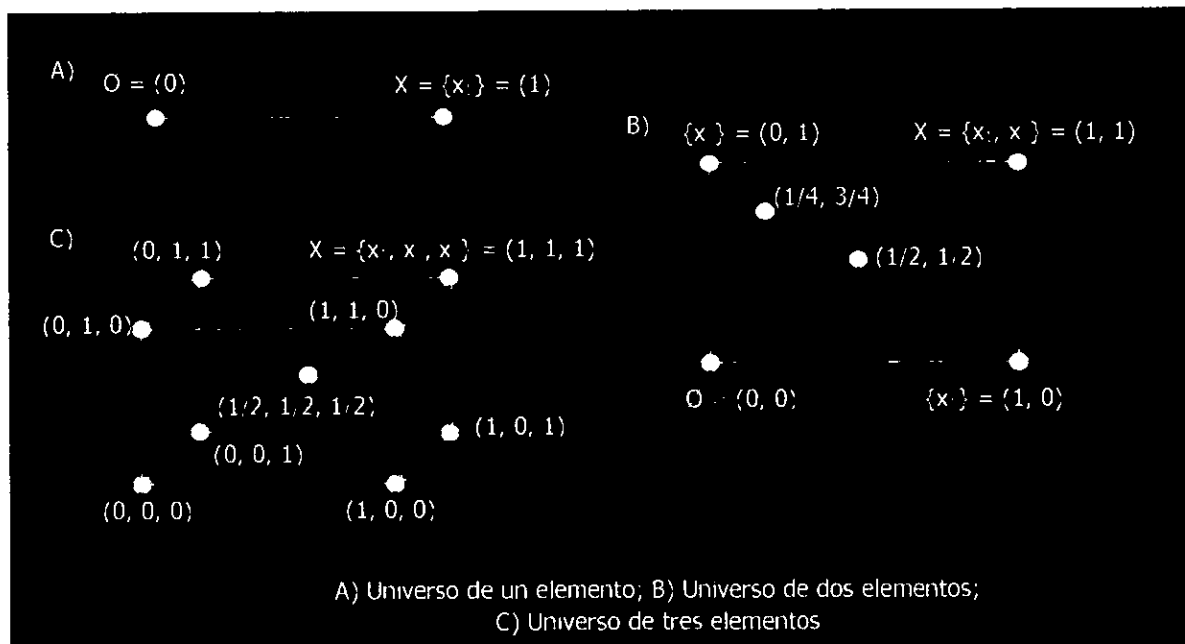


Figura 2.13. Representación del Conjuntos Difusos como puntos en un Hipercubo.

En este modelo, cada elemento de un conjunto difuso corresponde a un eje de la gráfica, y el grado de pertenencia de cada elemento corresponde a un punto en el eje. El valor máximo de cada eje es 1 y el valor mínimo es 0. Los puntos que se encuentran dentro de la gráfica representan conjuntos difusos.

Esta forma de visualizar conjuntos difusos puede ser usada para conjuntos de cualquier número de elementos. Para conjuntos de dos elementos, los límites de la gráfica definen un cuadrado. Para conjuntos con un universo de n elementos, definimos la pertenencia en unidades hipercúbicas, $I^n = [0, 1]^n$. Los puntos finales en el intervalo unitario de la figura A), y los vértices de las figuras B) y C), respectivamente, representan los subconjuntos no difusos (crisp) del universo en cada figura. Estos subconjuntos no difusos

constituyen el conjunto fuerte del universo. Por ejemplo, en la figura C) el universo abarca tres elementos, $X = \{x_1, x_2, x_3\}$.

El punto (0, 0, 1) representa el conjunto no difuso en el espacio de tres dimensiones, donde x_1 y x_2 no tienen pertenencia y el elemento x_3 tiene una pertenencia total (subconjunto $\{x_3\}$); el punto (1, 1, 0) es el subconjunto no difuso donde x_1 y x_2 tienen una pertenencia total y el elemento x_3 no tiene pertenencia (subconjunto $\{x_1, x_2\}$); de igual forma para los otros cuatro vértices en la figura C). En general existen 2^n subconjuntos en el conjunto principal de un universo con n elementos; geoméricamente, este universo está representado por un hipercubo en el espacio de n dimensiones en el espacio, donde 2^n vértices representan la colección de conjuntos que constituyen el conjunto principal. Dos puntos resaltan en el diagrama de la figura C): el punto (1, 1, 1) donde todos los elementos en el universo tienen una pertenencia total, llamado el conjunto total o completo X y el punto (0, 0, 0) donde todos los elementos en el universo no tienen pertenencia, llamado el conjunto nulo \emptyset .

Los puntos centrales de cada uno de los diagramas de la figura representan puntos donde el valor de pertenencia para cada elemento en el universo es igual a $1/2$. Por ejemplo, el punto $(1/2, 1/2)$ en la figura B), es el punto medio del cuadrado. Este punto en cada una de las tres figuras es un punto especial es el conjunto de máxima "difusidad".

Un valor de pertenencia de $1/2$ indica que el elemento pertenece al conjunto difuso tanto como no pertenece, esto es, tiene igual pertenencia en el conjunto difuso y en su complemento. En un sentido geométrico, este punto está localizado en el espacio más lejano de cualquier vértice y equidistante de todos los demás.

De hecho todos los puntos interiores a los vértices representados en la figura, representan conjuntos difusos, donde los valores de pertenencia de cada variable es un número entre 0 y 1. Por ejemplo en la figura B), el punto $(1/4, 3/4)$ representa un conjunto difuso donde la variable x_1 tiene un grado de pertenencia de 0.25 en el conjunto y la variable x_2 tiene un grado de pertenencia de 0.75 en el conjunto.

Cabe resaltar que aunque el número de subconjuntos en el conjunto principal es enumerado por 2^n vértices, el número de conjuntos difusos en el universo es infinito.

5 Conjuntos Difusos Normalizados

Un conjunto difuso **normalizado** es aquél que tiene por lo menos un elemento x en el universo, cuyo grado de pertenencia es la unidad. Para conjuntos difusos donde sólo un elemento tiene una pertenencia igual a 1, éste elemento es típicamente referido como el elemento prototipo del conjunto.

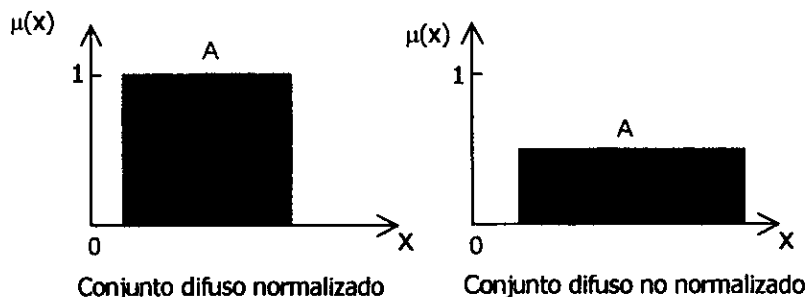


Figura 2.14. Conjuntos Difusos: normalizado y no normalizado.

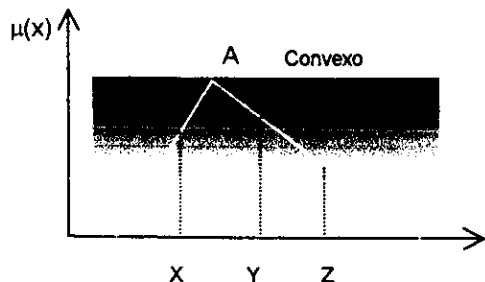


Figura 2.15. Conjunto Difuso convexo.

6 Conjunto Difuso Convexo.- Un conjunto difuso será **convexo** si dados tres elementos x, y, z para el conjunto difuso A , con la relación $x < y < z$ se cumple con lo siguiente:

$$\mu_A(y) \geq \min [\mu_A(x), \mu_A(z)]$$

De lo contrario será no convexo y podría tener la forma:

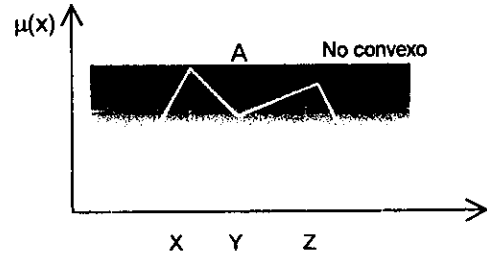


Figura 2.16. Conjunto Difuso no convexo.

Una característica importante de los conjuntos difusos convexos es que su intersección con otro conjunto convexo, será también un conjunto difuso convexo.

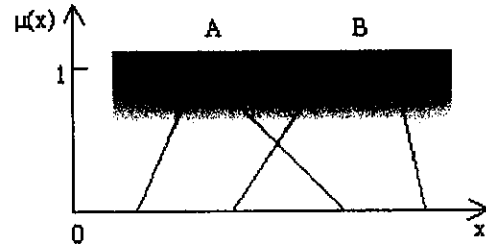


Figura 2.17. Conjunto Difuso convexo, resultado de la intersección de dos conjuntos difusos convexos

7 Operaciones Básicas de Conjuntos Difusos

Todas las operaciones en conjuntos difusos para poder realizarse deben pertenecer al mismo universo X. Estas operaciones son la base de los principios de Lógica Difusa.

- Unión:

La unión de conjuntos difusos es igual al mayor grado de pertenencia de las funciones de los conjuntos para todos los valores de x, lo cual se puede representar:

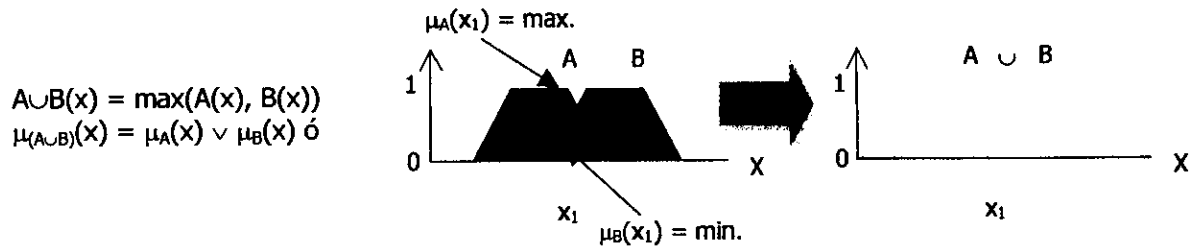


Figura 2.18. Unión de Conjuntos Difusos.

- Intersección:

La intersección en conjuntos difusos es igual al menor grado de pertenencia de las funciones de los conjuntos difusos, lo cual se puede representar:

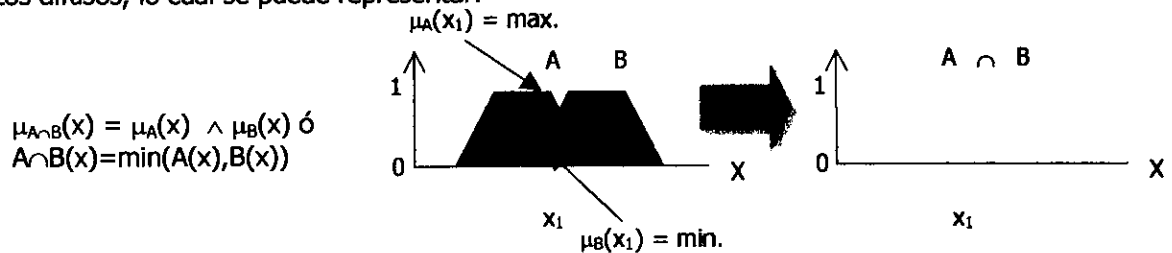


Figura 2.19. Intersección de Conjuntos Difusos.

- Complemento:

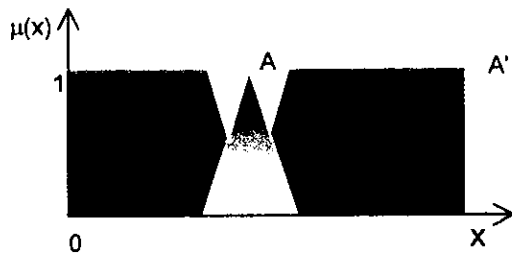


Figura 2.20. Complemento de un Conjunto Difuso.

El complemento de un conjunto difuso es el complemento a uno del conjunto. Simultáneamente un punto puede pertenecer al conjunto y al complemento de éste con grados de pertenencia diferentes.

$$\mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

- Diferencia:

La diferencia entre el conjunto A y el B se define como la intersección del conjunto A con B':

$$\mu_{A \cap B'}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_{B'}(x)$$

$$A \cap B(x) = \min(A(x), B'(x))$$

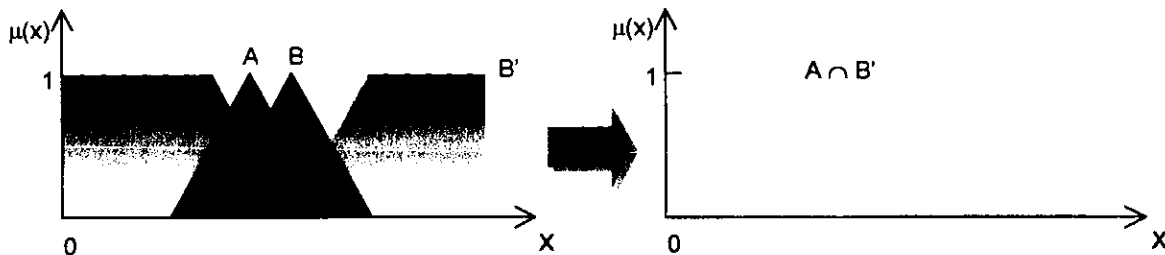


Figura 2.21. Diferencia de Conjuntos Difusos.

- Subconjunto (Inclusión)

Diferente a los conjuntos exactos de las matemáticas formales los conjuntos difusos admiten grados de inclusión en otro conjunto, para obtener el grado de inclusión de un conjunto en otro se tiene:

$$(A \rightarrow B)(x) = \max[1 - A(x), B(x)]$$

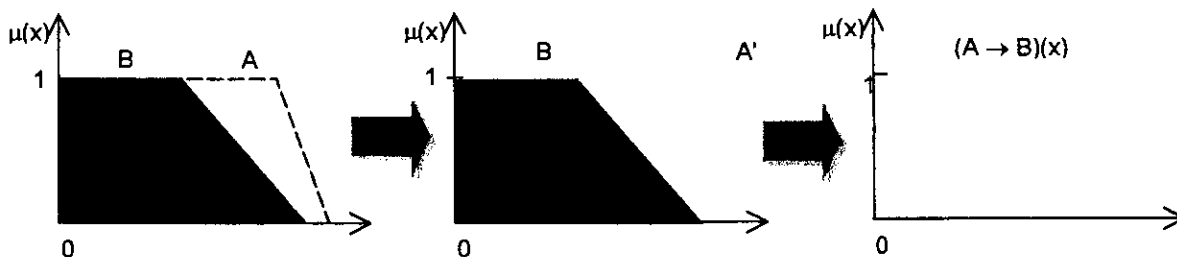


Figura 2.22. Subconjunto de un Conjunto Difuso.

Por otro lado, es difícil que un conjunto difuso sea un total subconjunto de otro. Cada conjunto difuso ocurre en otro en algún grado dando la idea de inclusión cuantificada no sólo con los extremos 0 y 1 sino con números intermedios.

8 Propiedades de Conjuntos Difusos

Conmutatividad:

$$\begin{aligned} \mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) &= \mu_{B \cup A}(x) = \mu_B(x) \vee \mu_A(x) \\ \mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) &= \mu_{B \cap A}(x) = \mu_B(x) \wedge \mu_A(x) \end{aligned}$$

Las propiedades de Asociatividad, Distributividad, Idempotencia, Identidad, Transitividad e Involución son exactamente igual que en la teoría de conjuntos exactos.

Ley de la Exclusión Media:
 $A \cup \bar{A} = X$

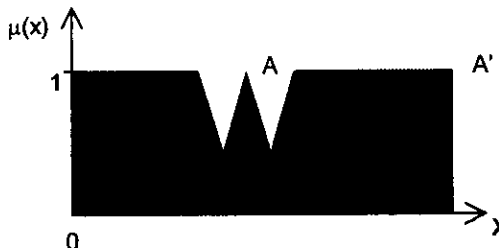


Figura 2.23. Ley de la Exclusión Media en Conjuntos Difusos

Ley de la Contradicción:
 $A \cap \bar{A}' = \emptyset$

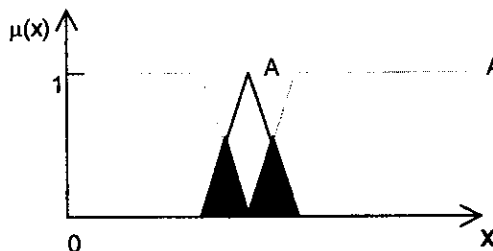


Figura 2.24. Ley de la Contradicción en Conjuntos Difusos

Para ilustrar las operaciones y propiedades de los conjuntos difusos descritas anteriormente, consideremos los siguientes ejemplos dados los conjuntos difusos A y B definidos por:

A		B	
x	μ(x)	x	μ(x)
0	1	0	0
1	0.8	1	0
2	0.6	2	0.5
3	0.4	3	1
4	0.2	4	0.5
5	0	5	0

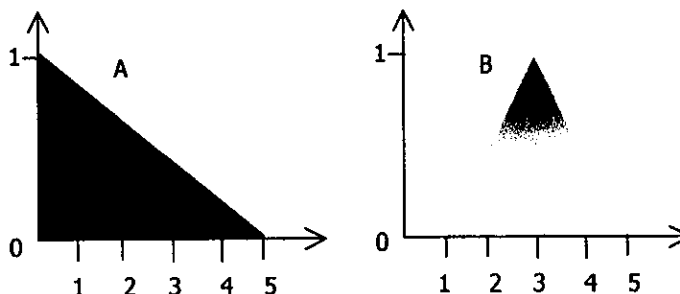


Figura 2.25. Conjuntos Difusos A y B.

Complemento:

A'		B'	
x	μ(x)	x	μ(x)
0	0	0	1
1	0.2	1	1
2	0.4	2	0.5
3	0.6	3	0
4	0.8	4	0.5
5	1	5	1

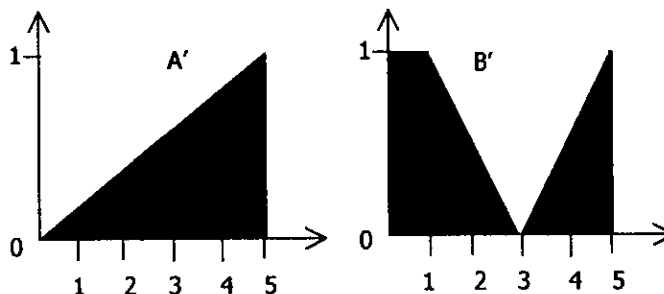
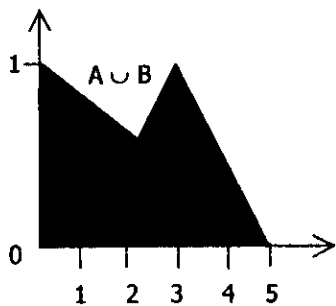


Figura 2.26. Complemento de los Conjuntos Difusos A y B.

Unión:

$A \cup B$	
x	$\mu(x)$
0	1
1	0.8
2	0.6
3	1
4	0.5
5	0



Intersección:

$A \cap B$	
x	$\mu(x)$
0	0
1	0
2	0.5
3	0.4
4	0.2
5	0

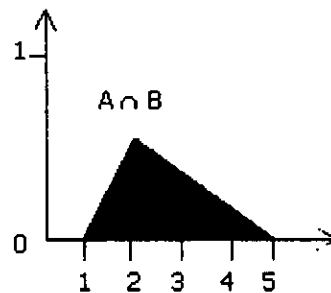
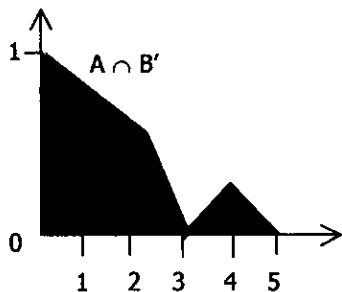


Figura 2.27. Unión e Intersección de los Conjuntos Difusos A y B.

Diferencia:

$A \cap B'$	
x	$\mu(x)$
0	1
1	0.8
2	0.5
3	0
4	0.2
5	0



$B \cap A'$	
x	$\mu(x)$
0	0
1	0
2	0.4
3	0.6
4	0.5
5	0

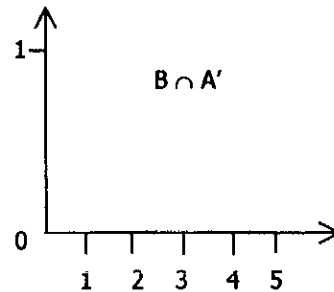
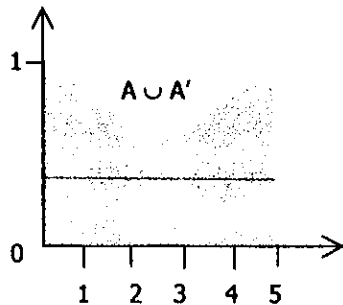


Figura 2.28. Diferencia de los Conjuntos Difusos A y B.

Ley de la Exclusión Media:

$A' \cup A$	
x	$\mu(x)$
0	1
1	0.8
2	0.6
3	0.6
4	0.8
5	1



Ley de la Contradicción:

$B' \cap B$	
x	$\mu(x)$
0	0
1	0
2	0.5
3	0
4	0.5
5	0

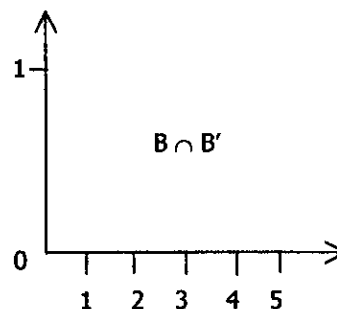


Figura 2.29. Ley de la exclusión Media y de la Contradicción para los Conjuntos Difusos A y B.

9 Número Difuso

Si A es un punto de un conjunto difuso convexo y normalizado entonces se le denomina número difuso. Los números difusos tienen funciones de pertenencia continuas, gráficamente podemos representarlos como:

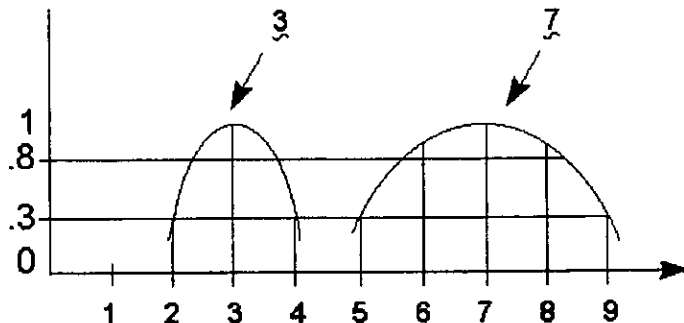


Figura 2.30. Números Difusos.

V. RELACIONES DIFUSAS

1 Introducción

En el ámbito de las relaciones tradicionales existen sólo dos grados de relación entre elementos de los conjuntos: las "completamente relacionadas" y las "no relacionadas", ya que están basadas en un sentido binario.

Las relaciones difusas se desarrollan para permitir las relaciones entre elementos de dos o más conjuntos que toman un número infinito de grados de relaciones entre los extremos "completamente relacionados" y los "no relacionados". Los conjuntos no difusos y sus relaciones están obligados a ser parte de los conjuntos difusos y sus relaciones.

Las relaciones difusas pueden ser explicadas como una extensión de las relaciones ordinarias pero con un rango de aplicación mucho más amplio.

Las relaciones difusas también mapean elementos de un universo X , a otro universo Y , a través del producto cartesiano de dos universos, sin embargo la relación existente entre los pares ordenados de los dos universos no es medida con una función característica (convencional) sino con una función de pertenencia expresando varios grados de la relación en el intervalo $[0,1]$

2 Cardinalidad de un Conjunto Difuso

En la Teoría Clásica de conjuntos, el tamaño de un conjunto se determina por el número de elementos que contiene, en conjuntos difusos el tamaño de un conjunto es la suma de los grados de pertenencia de sus elementos.

3 Producto Cartesiano Difuso

Este producto es ilustrado en la siguiente figura donde en el eje X representa al conjunto A y el eje Y a B, la parte de mayor densidad representa los pares ordenados con mayor pertenencia al producto cartesiano y a medida que esta pertenencia es menor, esta densidad se va desvaneciendo cuando $A \subset X$ y $B \subset Y$ el conjunto difuso $A \times B$ de $X \times Y$ es llamado producto cartesiano de A y B:

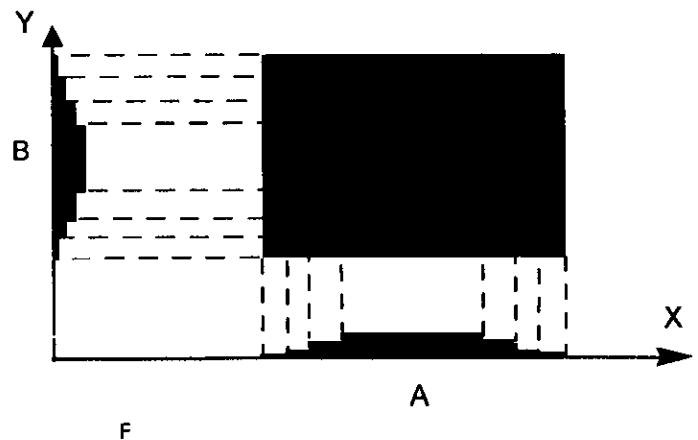


Figura 2.31. Producto Cartesiano de Conjuntos Difusos.

$$A \times B \Leftrightarrow \mu_{A \times B}(x, y) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(y)$$

Este producto también puede ser representado en una gráfica tridimensional:

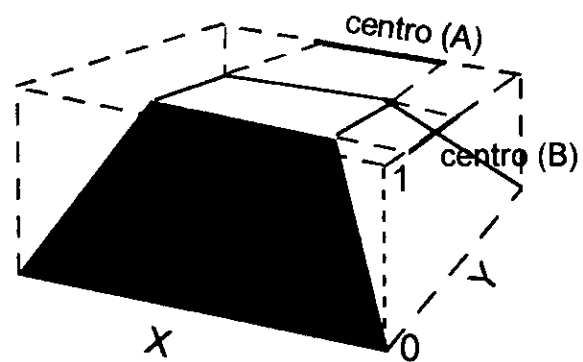


Figura 2.32. Producto Cartesiano de Conjuntos Difusos en tres dimensiones.

4 Definición de Relaciones Difusas

Podemos definir una relación difusa R de un conjunto X a un conjunto Y (o la relación entre X y Y), como un conjunto difuso del producto cartesiano $X \times Y = \{(x, y) | x \in X, y \in Y\}$. Y es caracterizado por la función de pertenencia:

$$\mu_R : X \times Y \rightarrow [0,1]$$

Relaciones ambiguas tales como: "X y Z son casi iguales" o "X es mucho más bonito que Y" son frases frecuentes de nuestra conversación cotidiana, sin embargo, expresarlas en términos de relaciones clásicas son muy difíciles. Las relaciones difusas hacen posible que frases como las anteriores puedan ser analizadas.

Ejemplo:

$X = \{ANA, MARIA\}$ y $Y = \{JUAN, JOSE\}$, la relación difusa entre miembros de X y Y será expresada como:

	JUAN	JOSE	
ANA	0.8	0.6	Relación = 0.8 / (ANA, JUAN) + 0.6 (ANA, JOSE) + 0.2 / (MARIA, JUAN) + 0.9 / (MARIA, JOSE),
MARIA	0.2	0.9	

5 Representación de Relaciones Difusas

Las Relaciones Difusas se pueden expresar en términos de matrices y gráficas difusas.

Dados los conjuntos difusos $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ una relación difusa en $X \times Y$ puede ser expresada por una matriz $m \times n$

$$R = \begin{matrix} & \mu R(x_1, y_1) & \mu R(x_1, y_1) \dots \mu R(x_1, y_1) \\ \mu R(x_1, y_1) & \mu R(x_1, y_1) \dots \mu R(x_1, y_1) \\ \vdots & \vdots \\ \mu R(x_1, y_1) & \mu R(x_1, y_1) \dots \mu R(x_1, y_1) \end{matrix}$$

Ejemplo :

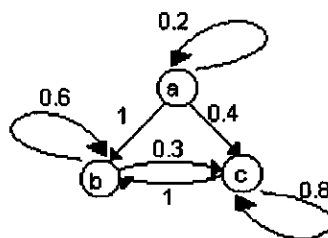
Si tenemos una relación difusa R sobre $X = \{a, b, c\}$ es

$$R = 0.2/(a, a) + 1/(a, b) + 0.4/(a, c) + 0.6/(b, b) + 0.3/(b, c) + 1/(c, b) + 0.8(c, c)$$

Las representaciones de la relación difusa R se presentan en la siguiente figura:

	a	b	c
a	0.2	1	0.4
b	0	0.6	0.3
c	0	1	0.8

Matriz Difusa



Grafo Difuso

Figura 2.33. Representación de Relaciones Difusas.

6 Operaciones de Relaciones Difusas

Se definen las siguientes operaciones para el producto cartesiano de dos relaciones difusas (R, S):

Unión: $\mu_{R \cup S}(x, y) = \max[\mu_R(x, y), \mu_S(x, y)]$

Intersección: $\mu_{R \cap S}(x, y) = \min[\mu_R(x, y), \mu_S(x, y)]$

Complemento: $\mu_{\bar{R}}(x, y) = 1 - \mu_R(x, y)$

Contención: $R \subset S \Rightarrow \mu_R(x, y) \leq \mu_S(x, y)$

7 Propiedades de Relaciones Difusas

Las propiedades: conmutativa, asociativa, distributiva, etc., para las relaciones difusas se aplican de la misma forma que fueron definidas para conjuntos difusos.

Composición :

Si R es una relación difusa en el espacio cartesiano $X \times Y$, S es una relación difusa en $Y \times Z$ y T es una relación difusa en $X \times Z$, entonces la composición difusa max-min esta dada por:

Composición max-min

$$T = R \circ S$$

$$\mu_T(x, z) = \bigvee_{y \in Y} (\mu_R(x, y) \wedge \mu_S(y, z))$$

Composición max-producto

$$T = R \bullet S$$

$$\mu_T(x, z) = \bigvee_{y \in Y} (\mu_R(x, y) \bullet \mu_S(y, z))$$

Es importante resaltar que $R \circ S \neq S \circ R$ tanto para relaciones convencionales como para difusas.

Ejemplo:

Consideremos las siguientes matrices que representan relaciones difusas para $X \times Y$, denotada por R y para $Y \times Z$, denotada por S:

		y_1	y_2
R =	x_1	0.7	0.5
	x_2	0.8	0.4

		z_1	z_2	z_3
S =	y_1	0.9	0.6	0.2
	y_2	0.1	0.7	0.5

En este caso tenemos:

$$X = \{x_1, x_2\}, \quad Y = \{y_1, y_2\}, \quad Z = \{z_1, z_2, z_3\}$$

La composición difusa max-min originaría una relación T dada por:

$$\begin{aligned} \mu_T(x_1, z_1) &= \max[\min(0.7, 0.9), \min(0.5, 0.1)] = 0.7 \\ \mu_T(x_1, z_2) &= \max[\min(0.7, 0.6), \min(0.5, 0.7)] = 0.6 \\ \mu_T(x_1, z_3) &= \max[\min(0.7, 0.2), \min(0.5, 0.5)] = 0.5 \\ \mu_T(x_2, z_1) &= \max[\min(0.8, 0.9), \min(0.4, 0.1)] = 0.8 \\ \mu_T(x_2, z_2) &= \max[\min(0.8, 0.6), \min(0.4, 0.7)] = 0.6 \\ \mu_T(x_2, z_3) &= \max[\min(0.8, 0.2), \min(0.4, 0.5)] = 0.4 \end{aligned}$$

		z_1	z_2	z_3
T =	x_1	0.7	0.6	0.5
	x_2	0.8	0.6	0.4

La composición difusa **max-producto** originaría una relación T dada por:

$$\begin{aligned} \mu_T(x_1, z_1) &= \max[(0.7 \cdot 0.9), (0.5 \cdot 0.1)] = 0.63 \\ \mu_T(x_1, z_2) &= \max[(0.7 \cdot 0.6), (0.5 \cdot 0.7)] = 0.42 \\ \mu_T(x_1, z_3) &= \max[(0.7 \cdot 0.2), (0.5 \cdot 0.5)] = 0.25 \\ \mu_T(x_2, z_1) &= \max[(0.8 \cdot 0.9), (0.4 \cdot 0.1)] = 0.72 \\ \mu_T(x_2, z_2) &= \max[(0.8 \cdot 0.6), (0.4 \cdot 0.7)] = 0.48 \\ \mu_T(x_2, z_3) &= \max[(0.8 \cdot 0.2), (0.4 \cdot 0.5)] = 0.4 \end{aligned}$$

		z_1	z_2	z_3
T =	x_1	0.63	0.42	0.25
	x_2	0.72	0.48	0.20

Una vez que se ha definido el concepto de conjunto difuso y se han mostrado las definiciones, operaciones y propiedades básicas tanto de conjuntos y relaciones clásicas como de conjuntos y relaciones difusas, nos enfocaremos a continuación en los conceptos y elementos fundamentales de la Lógica Difusa, que permiten su implementación en diferentes áreas.

CAPITULO 3

LOGICA DIFUSA

I. INTRODUCCION

Debido a que la mayoría del lenguaje que utilizamos cotidianamente contiene múltiples significados, que no pueden ser tratados a través de la lógica convencional, pues éstos son ambiguos e implican incertidumbre, a lo largo de la historia de la lógica, se ha intentado expandir el rígido concepto de dos valores lógicos y permitir que las inferencias incluyan proposiciones cuyos valores de verdad pudieran ser parcialmente verdaderos o parcialmente falsos.

Supongamos que nosotros definimos la palabra "desierto" como: "un espacio árido de terreno arenoso". Ahora consideremos la sentencia simple "El Sahara es un desierto".

Las personas están preparadas para determinar el grado en el cual es cierto bajo esta definición. Pero ahora supongamos que quitamos un granito de arena y hacemos la pregunta ¿El Sahara es un desierto?, otra vez podemos determinar que tan cierto es esto según nuestra definición. Pero supongamos que seguimos removiendo granitos uno a uno, llegará un momento en que ya no se tenga ninguno, y entonces al volver a preguntar lo anterior obviamente el Sahara no será más un desierto por lo que la respuesta sería no. Pero exactamente ¿Cuándo ocurre el cambio de sí a no?

La Lógica Difusa ofrece un camino para resolver este tipo de situaciones, donde reconoce que los enunciados acerca de la realidad no son absolutamente verdaderos o falsos pero tienen grados de verdad. Así como el Sahara pierde granitos de arena, los enunciados pierden grados de verdad.

En Lógica Difusa los valores de verdad varían entre 1 (absolutamente verdadero) y 0 (absolutamente falso). Aritméticamente hablando cuando el grado de verdad es 0.75 su negación es entonces 0.25

Si quitamos mucha arena tanta que ahora el Sahara es un desierto sólo para el grado de verdad de 0.75 entonces el enunciado " El Sahara no es un desierto" es verdadero en un grado de 0.25.

1 Surgimiento de Lógica Difusa

Desde el comienzo de la ciencia moderna, la incertidumbre fue vista como indeseable y por tanto evitada. La única teoría aceptada fue la teoría de la probabilidad, aplicada satisfactoriamente en muchas áreas de la ciencia.

Sin embargo la teoría de la probabilidad no es capaz de capturar la incertidumbre en todas sus manifestaciones. En particular, no es capaz de capturar la incertidumbre resultante de la vaguedad de términos lingüísticos en lenguaje natural. Estas limitaciones son parte de la razón por la que una nueva teoría para tratar con la incertidumbre, capaz de tratar con imprecisión y vaguedad, fuera concebida.

Esta técnica tiene una historia corta pero ilustrativa. Por miles de años los filósofos se basaron en la idea de que todo era siempre falso o verdadero. La difusidad comenzó a ser estudiada por el filósofo pragmatista Charles Sander Peirce, quien aparece como el primer lógico que trata con vaguedad. Un concepto es vago sólo en caso de que éste tenga límites confusos.

El lógico Bernard identificó primero la vaguedad al nivel de lógica simbólica. El concepto A es vago sí y sólo si rompe con las leyes de la exclusión media de Aristóteles.

En 1920 el matemático Lukasiewicz cambió esto, proponiendo la lógica multivaluada con tres niveles lógicos: falso (0), verdadero (1) y neutro (1/2). Una década después, el físico Black introduce el término vagacidad, que daba la noción de que un conjunto podía tener elementos que estuvieran al mismo tiempo dentro y fuera de él.

En la década de los 60's el Dr. **Lotfi Zadeh** de la Universidad de Berkeley construyó una metodología para manejar estos conjuntos propuestos por Black y los llamó **Conjuntos Difusos**, conjuntos cuyos límites no son claros o precisos.

Introduce el concepto de **Lógica Difusa** como un medio para modelar la incertidumbre del lenguaje natural, abarcando una infinidad de valores comprendidos entre 0 (completamente falso) y 1 (completamente verdadero).

Zadeh se interesó en los problemas de sistemas complejos y como representarlos utilizando simples modelos. La lógica difusa fue fundada por Lotfi Zadeh, quien dio un avance significativo al establecerla como una disciplina científica.

Las relaciones entre las diferentes lógicas se muestran a continuación:

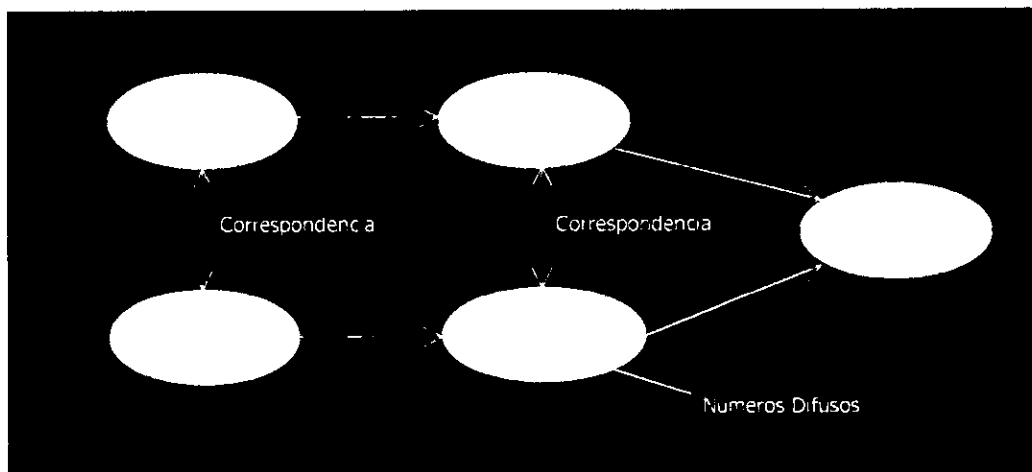


Figura 3.1. Relaciones de la Lógica Difusa con las Lógicas Tradicionales

II. LOGICA DIFUSA

Lógica Difusa es un superconjunto de la Lógica Booleana, es una extensión para manejar el concepto de **verdad parcial**, valores de verdad entre completamente verdadero y completamente falso.

La lógica difusa se basa en la teoría matemática de conjuntos difusos. A diferencia de la lógica convencional, su objetivo es modelar el razonamiento impreciso que juega un papel importante en la capacidad humana para establecer decisiones racionales en un ambiente de incertidumbre e imprecisión.

En lógica difusa los conceptos tienen elasticidad para satisfacer las definiciones. Con esta teoría se pueden cuantificar conceptos que hasta entonces se habían considerado como ambiguos, como realidades deformadas o bien aproximaciones del concepto original. Por tanto, es útil en sistemas complejos donde son pocos los datos numéricos que existen y donde sólo se tiene información ambigua o imprecisa.

Su poder fundamental es que utiliza **variables lingüísticas** más que variables cuantitativas para representar conceptos imprecisos.

Los cerebros humanos no razonan como las computadoras. Las computadoras razonan en pasos claros con enunciados que son blancos o negros. Razonan con cadenas de ceros y unos. Nosotros razonamos con términos vagos de sentido común como: "El cielo es azul" o "La velocidad es rápida" o "Él es joven". Estos hechos difusos o grises son verdaderos sólo en algún grado entre 0 y 1 y son falsos también en algún grado.

Los enunciados anteriores no tienen un valor de verdad binario. Tienen un valor de verdad vago o difuso. Dado que la negación del primer enunciado es "El cielo no es azul", podemos decir que "el cielo es azul y no lo es" en algún grado. Este simple punto viola las leyes de la lógica convencional que se prolonga de la primera lógica formal de la Grecia antigua hasta la base de la ciencia moderna.

Los cerebros humanos trabajan con estos patrones difusos con facilidad, mientras que las computadoras no pueden trabajar con ellos de ninguna manera. La Lógica Difusa trata de cambiar esto.

Lógica Difusa construye verdades grises dentro de sus complejos esquemas de razonamiento formal. Es una rama que trata de hacer que las computadoras razonen con nuestro sentido común gris, haciendo de esta forma nuevas máquinas inteligentes.

El sistema difuso por sí mismo es una función o mapeo, un conjunto de reglas difusas if-then-else que traduce entradas a salidas. Convierte estímulos a respuestas o medidas de sensores a acciones de control.

Las reglas pueden tener la forma verbal "Si el agua enjabonada está muy sucia entonces añade más detergente" o "Si el error es pequeño y positivo entonces voltea la rueda un poco a la izquierda" o "Si el aire es frío entonces pon el motor a baja velocidad".

Las reglas dependen de conjuntos difusos o conceptos vagos como "aire frío", "cielo azul" o "ángulo pequeño" y estos términos dependen de grados difusos de verdad o de pertenencia al conjunto.

Analicemos el concepto "**templada**" que incluye un amplio rango de temperaturas, este concepto puede ser considerado con el nombre de un conjunto **TEMPLADA**, de diferentes temperaturas registradas.

Podemos considerar varias posibles temperaturas registradas, tales como 16°C, 20°C, 24°C, 29°C y 35°C y preguntarnos en que grado cada temperatura registrada es compatible con el concepto "TEMPLADO". Dependiendo de nuestro punto de vista y características del contexto (lugar, estación del año, día, noche, etc.), podemos decir que la temperatura registrada de 24°C definitivamente se encuentra dentro del conjunto **TEMPLADA**.

De igual forma realizaríamos el mismo juicio para las demás temperaturas registradas, pensando que el grado de pertenencia al conjunto será diferente en cada situación. Sin embargo la temperatura de 16°C no parece estar claramente dentro del conjunto, ya que se encuentra en el límite de las temperaturas registradas. Para algunos de nosotros 16°C es ya un poco frío, especialmente si estamos acostumbrados al clima sureño. Pero para otras personas en regiones frías 16°C es frecuentemente la temperatura alta del promedio de un día de verano. De acuerdo a esto diríamos que la frase "*es un registro templado*" es por lo menos un poco verdadero para 16°C; ciertamente esto no es claramente verdadero ni claramente falso. Puesto que 16°C y otras temperaturas se encuentran en el conjunto **TEMPLADA** en varios grados, el conjunto es por lo tanto, un conjunto difuso.

Podemos definir este conjunto difuso asignando para cada temperatura un número entre 0 y 1, el cual indicará el grado de pertenencia al conjunto. La asignación de 0 a una temperatura en particular significa que definitivamente no pertenece al conjunto. La asignación de 1 significa que la temperatura definitivamente pertenece al conjunto.

La asignación de un grado de pertenencia en el conjunto difuso **TEMPLADA** para cada temperatura considerada, es llamada función del grado de pertenencia a este conjunto difuso. Un ejemplo de esta función, refleja un contexto particular mostrado en la siguiente figura:

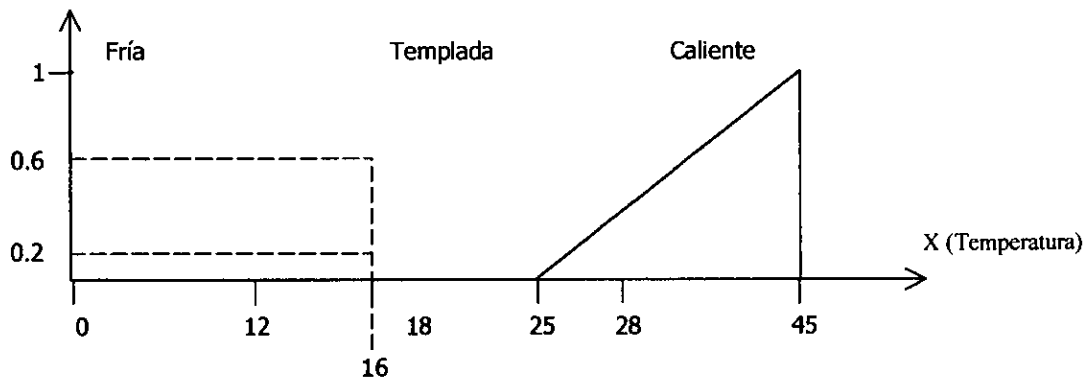


Figura 3.2. Asignación de Grados de Pertenencia

Podemos observar que cada conjunto difuso es únicamente determinado por una función de pertenencia particular, la cual asigna para cada objeto de interés su grado de pertenencia al conjunto.

Debido a que la pertenencia en un conjunto difuso no es un asunto de afirmación o negación, tal como si o no, verdadero o falso, 1 o 0, por ejemplo si nosotros preguntamos si la temperatura de 16°C es un miembro del conjunto de temperaturas (TEMPLADA) o del conjunto de temperaturas (FRÍA), entonces diríamos que pertenece a ambos conjuntos en diferentes grados, de acuerdo a la constitución física o al contexto.

De acuerdo a esto la regla tradicional que dice que una misma cosa no puede estar en un conjunto y su complemento al mismo tiempo, no opera en esta situación.

Consecuentemente la nueva teoría para el manejo de incertidumbre (lógica difusa), debe tener consideraciones para que la regla de no contradicción no trabaje en esto. Esto es una consecuencia de aceptar conjuntos de certidumbre tales como TEMPLADA, FRÍA o CALIENTE como conjuntos difusos cuyos límites no están bien definidos.

III. ELEMENTOS DE LOGICA DIFUSA

1 Variables Lingüísticas

Una variable lingüística es el nombre que se le da a una característica que representa un conocimiento sobre determinado tema o concepto. Una variable lingüística difiere de una numérica en que sus valores no son números sino palabras o sentencias en un lenguaje natural. Debido a que las palabras en general son menos precisas que los números, el concepto de variable lingüística, tiene como propósito proveer un significado de aproximación de la caracterización de hechos, que son demasiado complejos o difíciles de definir en términos cuantitativos convencionales.

2 Adjetivos (Conjuntos Difusos)

Son definidos como los calificadores de una variable lingüística, y son representados por conjuntos difusos. Los conjuntos difusos son el corazón de lógica difusa ya que en ellos se expresa los diferentes significados que puede tener una variable lingüística y cómo un elemento pertenece a estos. Dicha variable podrá tener varios adjetivos. Por ejemplo, los adjetivos para la variable lingüística Edad, pueden ser: **joven**, **madura**, **avanzada**. Normalmente en el modelado de variables lingüísticas la definición de conjuntos difusos oscila entre 3 y 5 conjuntos.

3 Operadores Lógicos

En Lógica Difusa los operadores lógicos son utilizados para conectar mas de una sentencia, pero a diferencia de la Lógica tradicional el resultado en vez de ser binario esta basado en la valuación de los grados de pertenencia de las sentencias en base al operador lógico utilizado, por ejemplo: "la presión es baja **y** el volumen es alto" es un enunciado utilizando el conector lógico AND. Los operadores mas utilizados son: **AND** y **OR**.

4 Modificadores Lingüísticos

Los adjetivos o conjuntos difusos frecuentemente son modificados de su interpretación original por adverbios o modificadores lingüísticos. Un adverbio es una acción que cambia la figura de un conjunto difuso o produce un nuevo conjunto. Algunos adverbios como: muy, extremadamente, algo, completamente y débilmente incrementan o disminuyen las funciones de pertenencia de los conjuntos difusos. Otros adverbios tales como positivamente y generalmente cambian el grado de difucidad de un conjunto difuso. Otro grupo de adverbios (o modificadores lingüísticos) como por arriba, por debajo y no (conjunto difuso complemento) restringen el dominio de un conjunto difuso existente. Y otros adverbios como casi, cerca y alrededor crean un valor escalar del conjunto difuso.

Principales Modificadores Lingüísticos

El modificador lingüístico **MUY** reduce los valores de pertenencia de un conjunto difuso aplicando el cuadrado de cada uno de éstos. La siguiente ecuación muestra el proceso de aplicar el modificador lingüístico MUY al conjunto difuso W.

$$\mu_{\text{muy } w} [x] = \mu^2 w [x]$$

Ya que los valores de pertenencia se encuentran en el rango [0, 1], el cuadrado de ellos reduce el grado de verdad de cada punto perteneciente al conjunto (excepto para los valores de cero y uno). Esto causa un débil arqueamiento del conjunto. El adverbio MUY tiene también la propiedad de respetar el dominio original del conjunto difuso.

La siguiente figura muestra los efectos de aplicarlo al conjunto difuso Alto.

El valor de precio 24 es moderadamente compatible con el concepto de precio Alto, pero es débilmente compatible con la idea de precio MUY Alto.

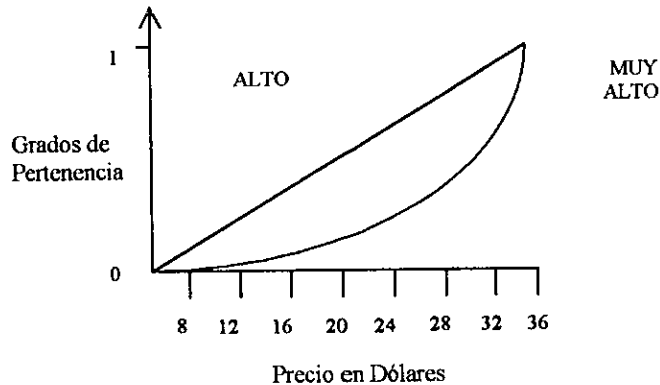


Figura 3.3. Modificador lingüístico MUY aplicado al conjunto difuso ALTO

El modificador lingüístico **ALGO** incrementa el valor de pertenencia de un conjunto difuso existente tomando la raíz cuadrada de cada uno de éstos. La siguiente ecuación muestra el proceso de producir ALGO del conjunto difuso W.

$$\mu_{\text{algo } w} [x] = \sqrt{\mu^2 w [x]}$$

Debido a que los valores de pertenencia se encuentran en el rango [0, 1], la raíz cuadrada de ellos incrementa el valor de pertenencia de cada uno de los puntos pertenecientes al conjunto (excepto los valores de cero y uno). Al igual que el adverbio MUY, este causa también un débil arqueamiento del conjunto pero en sentido inverso.

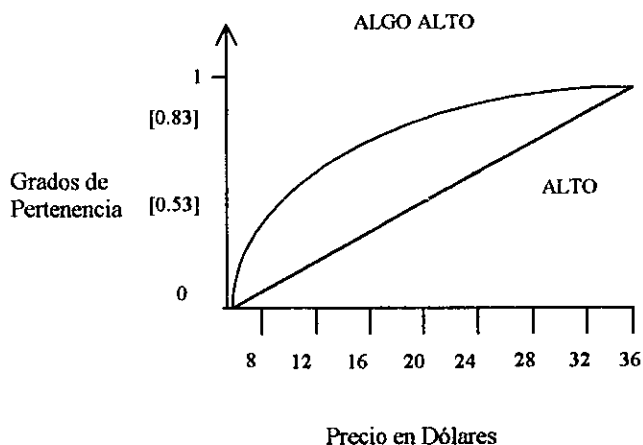


Figura 3.4. Modificador lingüístico ALGO aplicado al conjunto difuso ALTO

La figura 3.4 muestra los efectos de este modificador lingüístico sobre el conjunto difuso Alto.

En ella podemos observar el efecto del modificador lingüístico ALGO como un incremento del grado de pertenencia de cualquier valor del dominio que no sean los puntos cero y uno. El valor de precio 21 es moderadamente compatible con el concepto de precio Alto, pero es altamente compatible con la idea de precio ALGO Alto.

Definamos una variable lingüística α descrita por: $\alpha = \frac{\mu_\alpha(y)}{y}$

para ejemplificar cómo sería alterada por los siguientes modificadores lingüísticos:

"Muy" $\alpha = \alpha^2 = \frac{[\mu_\alpha(y)]^2}{y}$	"Muy, muy" $\alpha = \alpha^4$
"Mas" $\alpha = \alpha^{1.25}$	"Menos" $\alpha = \alpha^{0.75}$
	"Ligeramente" $\alpha = (\alpha)^{0.5} = \frac{[\mu_\alpha(y)]^{0.5}}{y}$

Los adverbios modifican el significado del conjunto difuso en el cual actúan. Un conjunto difuso puede ser modificado por cualquier número de adverbios, aún cuando en la práctica se utilizan no más de dos o tres. Como en el lenguaje natural, es significativo el orden en el cual un adverbio se aplica; esto es, positivamente muy alto y muy positivamente alto son dos diferentes espacios difusos.

Debido a que las sentencias en lógica difusa pueden formarse de una o más combinaciones de variables lingüísticas, conectores lógicos y adverbios lingüísticos, es necesario establecer un orden de precedencia, el cual se ilustra en la siguiente tabla:

Precedencia	Operación
Primero	MODIFICADOR LINGÜÍSTICO, NOT
Segundo	AND
Tercero	OR

Tabla 3.1. Orden de precedencia de conectores y modificadores lingüísticos

Para ilustrar lo anterior consideremos el siguiente ejemplo:

Supongamos que contamos con los siguientes conjuntos:

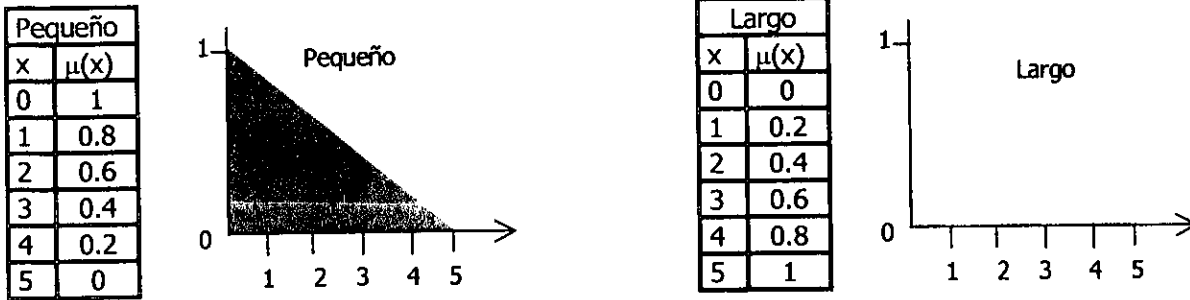


Figura 3.5. Conjuntos Difusos Pequeño y Largo.

A continuación modificamos las variables lingüísticas pequeño y largo con los siguientes adverbios:

"Muy pequeño" = "pequeño²" ⇒

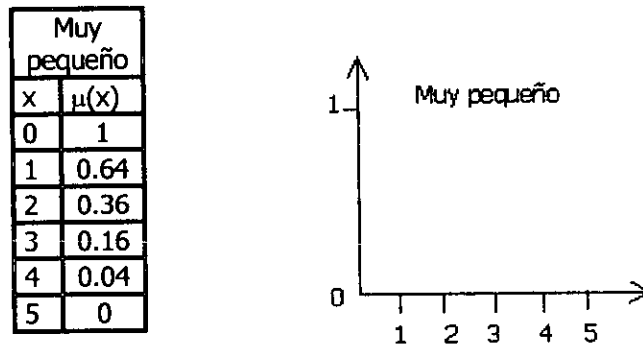


Figura 3.6. Conjunto Difuso Muy pequeño.

"No muy pequeño" = 1 - "Muy pequeño" ⇒

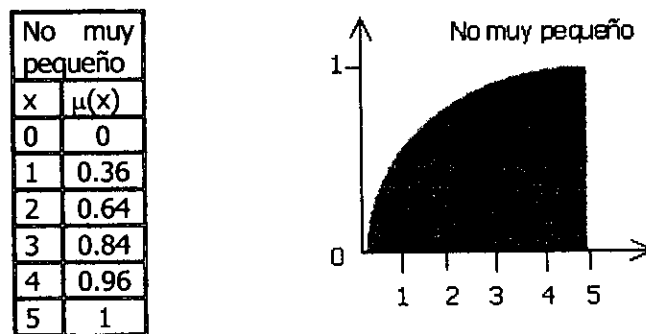


Figura 3.7. Conjunto Difuso No muy pequeño.

"Muy largo" = "largo"² ⇒

Muy largo	
x	μ(x)
0	0
1	0.04
2	0.16
3	0.36
4	0.64
5	1

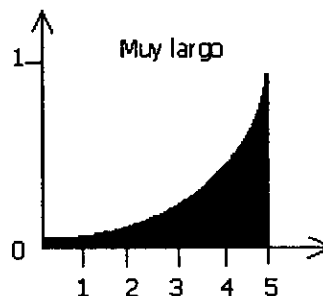


Figura 3.8. Conjunto Difuso Muy largo.

"Muy, muy largo" = "largo"⁴ ⇒

Muy, muy largo	
x	μ(x)
0	0
1	0.02
2	0.025
3	0.13
4	0.41
5	1

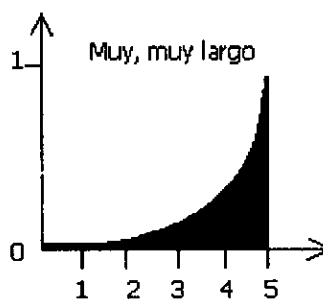


Figura 3.9. Conjunto Difuso Muy, muy largo.

"No muy, muy largo" = 1 - "Muy, muy largo" ⇒

No muy, muy largo	
x	μ(x)
0	1
1	0.998
2	0.975
3	0.87
4	0.59
5	0

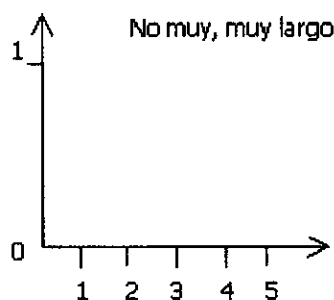


Figura 3.10. Conjunto Difuso No muy, muy largo.

Por lo tanto:

"No muy pequeño y no muy, muy largo" \Rightarrow

No muy pequeño y no muy, muy largo				
x	$\mu(x)$	x	$\mu(x)$	AND
0	0	0	1	0
1	0.36	1	0.998	0.36
2	0.64	2	0.975	0.64
3	0.84	3	0.87	0.84
4	0.96	4	0.59	0.59
5	1	5	0	0

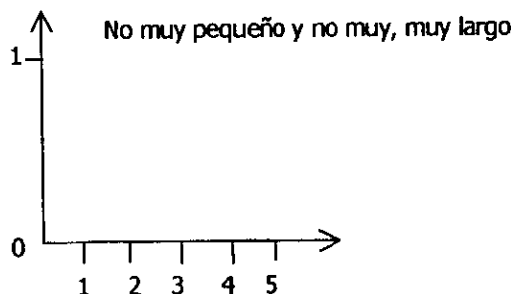


Figura 3.11. Conjunto Difuso No muy pequeño y no muy, muy largo.

El uso de una función de pertenencia proporciona flexibilidad y elasticidad a un término lingüístico. Debido a ésta elasticidad y flexibilidad, es posible incorporar subjetividad en el significado de un término lingüístico. Estos son algunos de los beneficios de utilizar matemáticas difusas en el modelado de variables lingüísticas, ya que permiten englobar y automatizar conocimiento humano, el cual es frecuentemente expresado en proposiciones en lenguaje natural.

5 Reglas Difusas

En el campo de la Inteligencia Artificial, existen varias formas de representar conocimiento. Sin embargo, la forma más común en expresiones de lenguaje natural es utilizando reglas del tipo:

IF premisa (antecedente), THEN conclusión (consecuente)

Esta forma, expresa una inferencia tal que si conocemos un hecho (hipótesis, premisa o antecedente), podemos derivar otro hecho llamado conclusión (consecuente). Los argumentos de la parte IF (antecedente) son las condiciones en los conjuntos difusos para las variables de entrada, los enunciados para la parte THEN (consecuentes) son las acciones desarrolladas en los conjuntos difusos para las variables de salida.

Si las condiciones especificadas en el antecedente son verdaderas el modelo difuso desarrolla las acciones especificadas en el consecuente.

Esta forma de representación del conocimiento, es apropiada porque expresa conocimiento empírico y heurístico en nuestro propio lenguaje de comunicación. Estas reglas incluyen variables lingüísticas, que son representadas por conjuntos difusos, tanto en las premisas como en las conclusiones, así como conectores lógicos entre estos conjuntos. La forma de modelar conocimiento en este tipo de reglas difusas se denomina **FAM** (Fuzzy Associative Memory)

Forma Canónica de un Sistema Basado en Reglas Difusas

- Regla1: IF condición C^1 THEN R^1
- Regla2: IF condición C^2 THEN R^2
- .
- .
- Regla n: IF condición C^n THEN R^n

Ejemplo: If temperatura es alta then presión es baja

- Múltiples Antecedentes bajo el **Operador Lógico Y** (Conjunción)

IF x es A^1 y A^2 ... y A^L THEN Y es B^S

Asumiendo un nuevo conjunto:

$$A^S = A^1 \cap A^2 \cap \dots \cap A^L$$

Expresado en términos de la función de pertenencia:

$$\mu_{A^S}(x) = \min[\mu_{A^1}(x), \mu_{A^2}(x), \dots, \mu_{A^L}(x)]$$

Basados en la definición de la operación de intersección difusa, la regla compuesta puede escribirse como:

IF A^S THEN B^S

- Múltiples Antecedentes bajo el **Operador Lógico O** (Disyunción)

IF x es A^1 y A^2 ... o A^L THEN Y es B^S

Puede ser escrito como:

IF X es A^S THEN Y es B^S

Donde el conjunto difuso A^S está definido como:

$$A^S = A^1 \cup A^2 \cup \dots \cup A^L$$

$$\mu_{A^S}(x) = \max[\mu_{A^1}(x), \mu_{A^2}(x), \dots, \mu_{A^L}(x)]$$

Lo cual está basado en la definición de la operación de unión difusa.

En un sistema basado en reglas tradicional, una regla de producción no tiene un efecto total a menos que los datos satisfagan completamente los antecedentes de la regla. La operación del sistema prosigue secuencialmente con todas las reglas encadenándose una a la vez; si dos reglas son simultáneamente satisfechas, se necesita una política adicional para determinar cual de las dos tiene preferencia.

En un sistema difuso basado en reglas, por el contrario, en cada paso se ejecutan todas las reglas con una escala que va de "nada" a "completamente", dependiendo del grado con el cual los datos que soportan los antecedentes de las proposiciones difusas se cumplen. Si el antecedente es satisfecho excepcionalmente bien, el resultado de la regla es una aseveración de que se está coincidiendo exactamente con la conclusión de la regla. Si el antecedente es solamente satisfecho parcialmente, el resultado es una aseveración de que la conclusión fue alcanzada pero de una manera vaga en proporción a la difucidad que se espera. Si el antecedente no es satisfecho en nada, el resultado de la regla cae en una proposición nula que no pone ninguna restricción sobre la conclusión. De esta forma para la obtención de un resultado es necesario valuar todas las reglas y analizar cada una dentro del sistema difuso para establecer de qué forma participa y afecta en el resultado.

Matemáticamente un conjunto de reglas representa una función con una variable de entrada y una de salida. Las variables de entrada aparecen en los antecedentes de las reglas y las de salida en los consecuentes.

IV. PROCESO DE INFERENCIA EN LOGICA DIFUSA

A continuación analizaremos el proceso de inferencia que sigue un sistema difuso para la obtención de resultados.

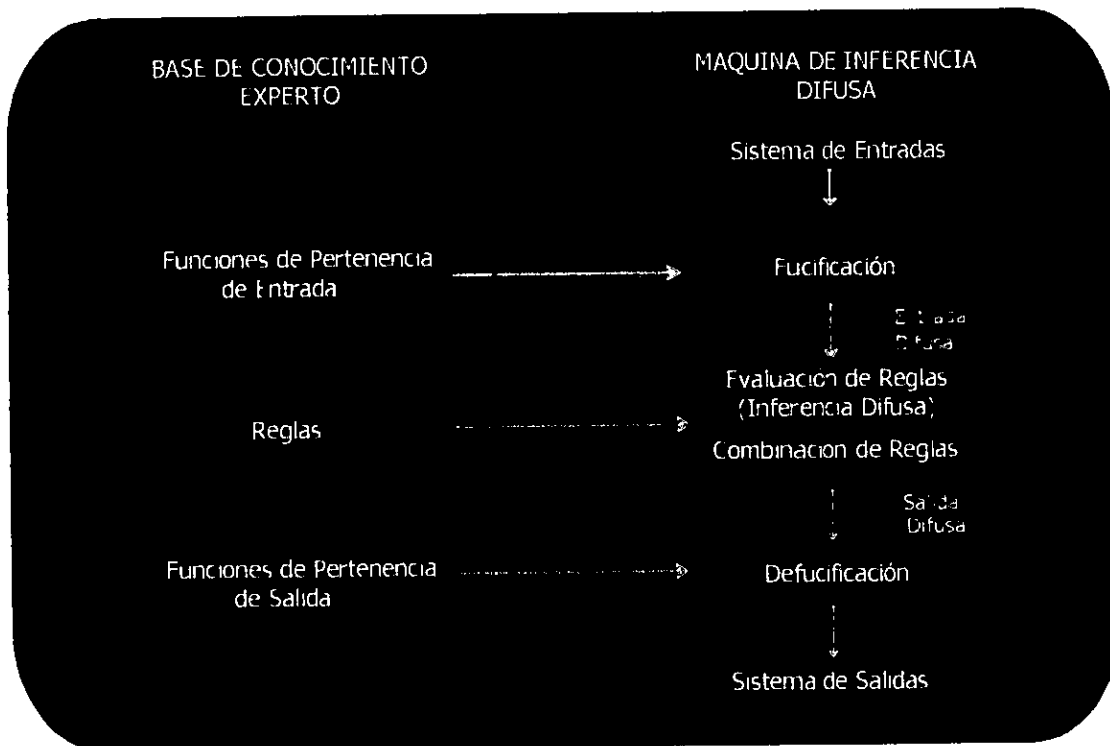


Figura 3.12. Proceso de Inferencia Difusa.

1 Fucificación

El objetivo es convertir los valores de las variables en valores difusos. Esto se realiza traduciendo los valores de las variables de entrada, en un grado de pertenencia a uno o más conjuntos difusos diseñados para estas variables. Es pues el proceso de fucificación, un mapeo de los valores de una variable en valores difusos asociados a los grados de pertenencia de los diferentes conjuntos difusos de la variable.

Para fucificar un valor se aplican las funciones de pertenencia de las variables de entrada, encontrando de esta forma los grados de pertenencia de cada valor a los diferentes conjuntos difusos.

Lo importante en el proceso de fucificación es la creación y diseño de las funciones de pertenencia de los diferentes conjuntos difusos los cuales se obtienen a partir del Experto del área en estudio que los define a través de su intuición, conocimiento y experiencia.

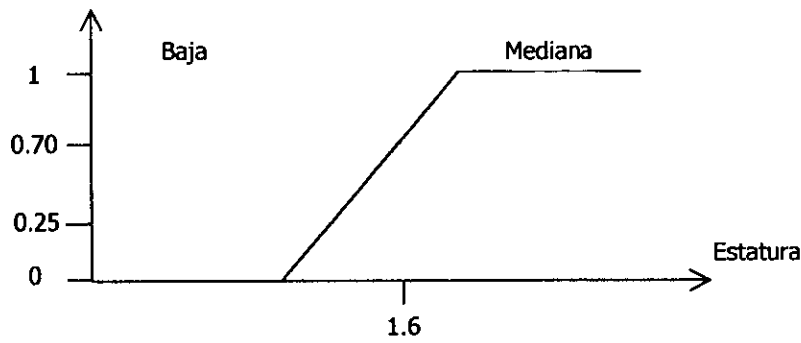


Figura 3.13. Proceso de Fucificación

Fucificación para 1.6m de estatura

Valor	Baja	Mediana
1.6m	0.25	0.70

2 Inferencia Difusa (evaluación de reglas)

Una vez obtenidos los valores difusos, el objetivo de la inferencia difusa es transportarlos de la premisa a la conclusión de cada regla. Esto resulta en un conjunto difuso para cada variable de salida de cada regla. En este proceso, los métodos más usados son Mínimo y Producto.

• Producto

En este método, la función de pertenencia de salida es graduada o escalada por el grado de verdad calculado para la premisa de la regla.

Por ejemplo si el grado de pertenencia es de 0.5 (valor fucificado para una entrada dada) y el conjunto difuso es triangular la figura que se obtendrá será la siguiente:

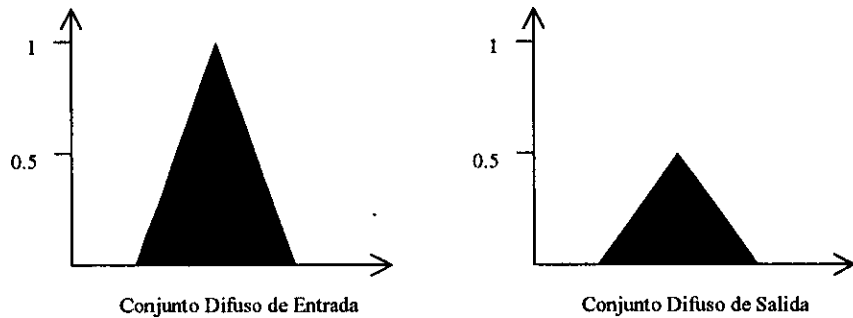


Figura 3.14. Conjuntos Difusos de entrada y salida, aplicando el método de Inferencia Difusa: Producto.

• Mínimo

En el método de inferencia Mínimo, la función de pertenencia de salida es recortada a la altura correspondiente al grado de verdad calculado para la premisa de la regla. La forma de la salida resultante se afecta drásticamente por este método formando un trapecio.

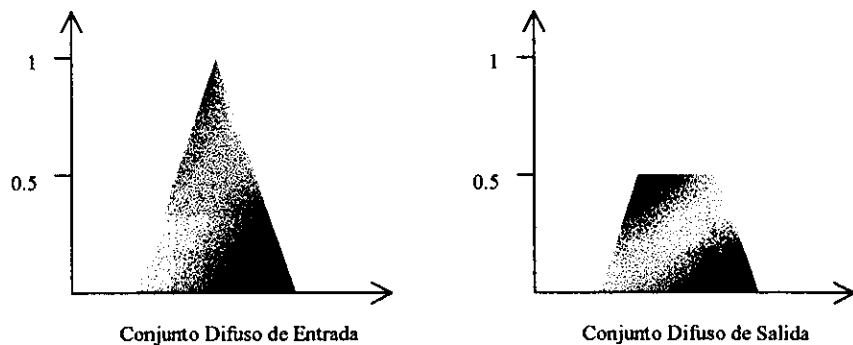


Figura 3.15. Conjuntos Difusos de entrada y salida, aplicando el método de Inferencia Difusa: Mínimo.

Esta nueva figura del conjunto difuso de salida es la forma como influye específicamente esta regla en la variable de salida.

Las funciones de pertenencia pueden cambiar varias veces en el desarrollo del sistema para producir las respuestas deseadas a partir de ciertas entradas. Generalmente una vez que el sistema está en operación, las funciones de pertenencia son fijas. Sin embargo debido al medio ambiente o condiciones de operación, entre otras cosas, se pueden realizar adaptaciones al sistema modificando dichas funciones de pertenencia. A este proceso se le conoce también como Tuning o sintonización de los Conjuntos Difusos.

3 Combinación de Reglas

En éste paso todos los subconjuntos difusos de salida asignados para cada variable de salida de las diferentes reglas se combinan en un sólo conjunto difuso.

Para determinar la forma del conjunto difuso de salida a partir del conjunto de respuestas obtenidas de las diversas reglas, Lógica Difusa cuenta con los métodos Máximo y Suma.

- **Máximo**

Es el método más consistente con la lógica difusa y uno de los más comunes en los sistemas de control difusos. Este método evalúa el contorno de todos los conjuntos de salida, formando un solo contorno de salida.

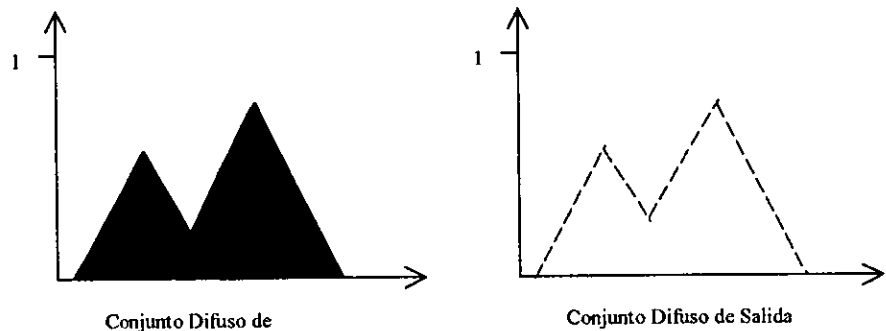


Figura 3.16. Conjuntos Difusos de entrada y salida, aplicando el método de Combinación de Reglas: Máximo.

En este método, la combinación de los subconjuntos difusos se construye tomando el punto máximo de todos los subconjuntos difusos asignados por las reglas de inferencia utilizando la operación OR.

- **Por suma**

Otra forma es la combinación por suma. En este método se calculan la suma de los puntos máximos de los conjuntos de salidas difusos. Por ejemplo en la figura, el punto que se encuentra señalado se obtiene sumando el grado de pertenencia en ese punto para cada conjunto difuso, dando como resultado $0.6 + 0.2 = 0.8$

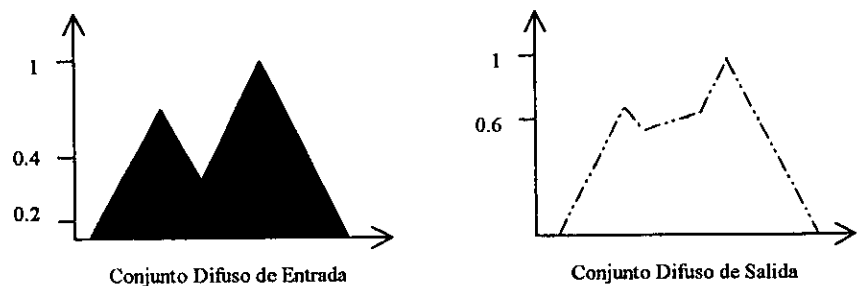


Figura 3.17. Conjuntos Difusos de entrada y salida, aplicando el método de combinación de Reglas: Suma.

4 Defucificación

La defucificación reduce el conjunto de salidas difusas producido en el paso de Combinación de Reglas y lo convierte de un valor difuso en un valor específico e interpretable. Los métodos más usados para este proceso son: Centroide y Máximo. De hecho la defucificación es un proceso que los seres humanos realizamos en el cerebro correctamente aunque aún no se ha llegado a determinar como es que lo hacemos.

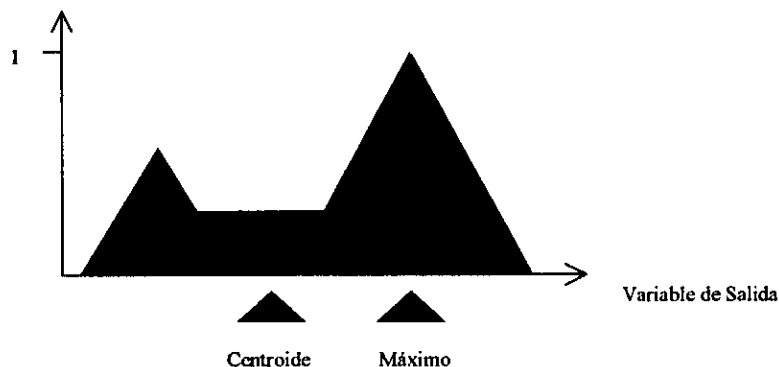


Figura 3.18. Defucificación.

- **Defucificación por Centroide:**

Este método calcula el centroide (centro de gravedad) de la gráfica del conjunto difuso obtenido en la Combinación de Reglas. El centroide es el punto en el cual un objeto de uniforme densidad es balanceado. La defucificación por centroide utiliza toda la información presente en la forma de la gráfica y representa una buena conclusión de la misma en un valor numérico, permitiendo incorporar éste valor dentro del sistema final de solución.

- **Defucificación por Máxima Altura:**

Es el método comúnmente usado en los sistemas difusos. El valor de salida óptimo es el punto dominante en el cual el conjunto de salida obtiene su mayor valor. Es posible que varios puntos tengan la altura máxima, cuando esto ocurre se debe especificar un criterio para que sólo se seleccione lo que realmente se desea. Esta situación se puede resolver seleccionando el mayor o menor valor de los máximos.

Para ilustrar todo el proceso de inferencia difusa consideremos el siguiente ejemplo de control, en el que tenemos tres variables lingüísticas, dos variables de entrada: *temperatura* y *presión* y una variable de salida: *acción de válvula*.

Los conjuntos difusos de cada variable se muestran a continuación:

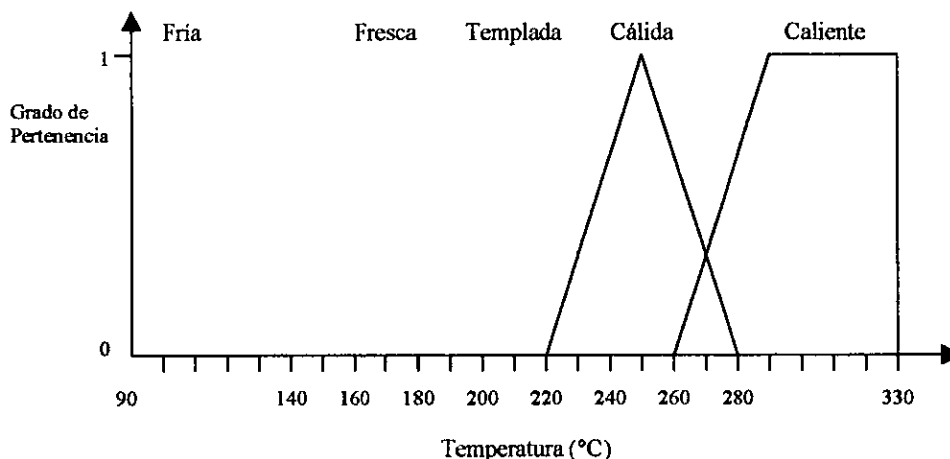


Figura 3.19. Conjuntos Difusos para la variable Temperatura.

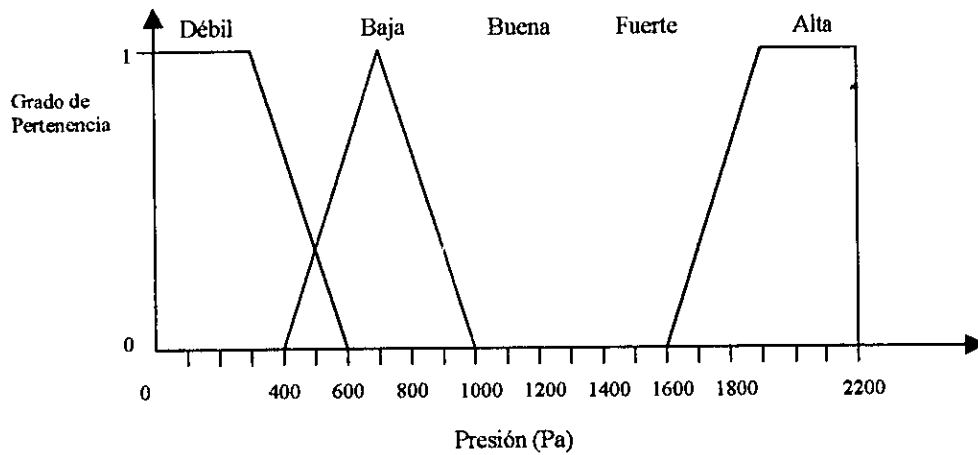


Figura 3.20. Conjuntos Difusos para la variable Presión.

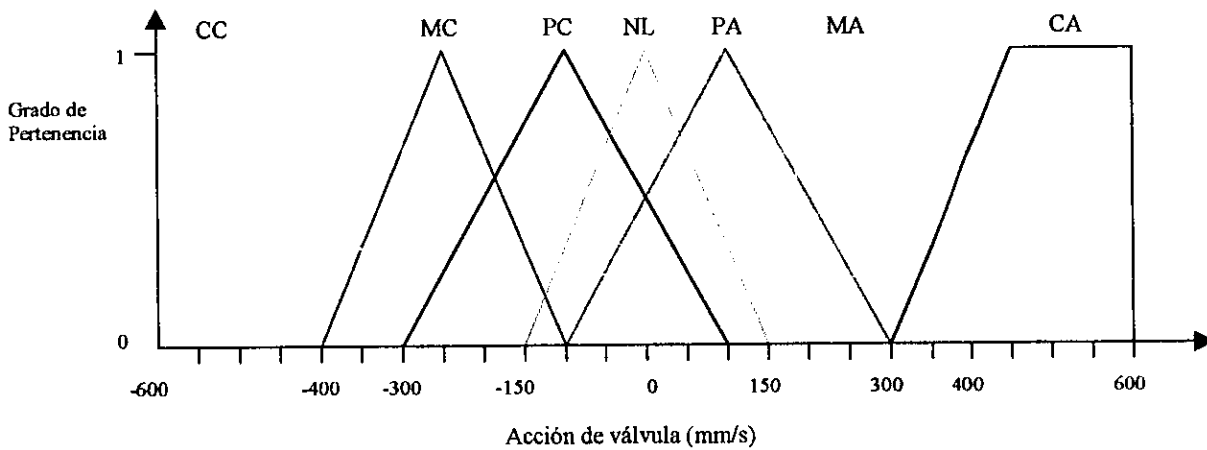


Figura 3.21. Conjuntos Difusos para la variable Acción de válvula.

Variable Lingüística	Adjetivos (conjuntos difusos)	Límites	
		Límite inferior	Límite superior
<i>Temperatura</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Fría • Fresca • Templada • Cálida • Caliente 	90	160
<i>Presión</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Débil • Baja • Buena • Fuerte • Alta 	0	600
<i>Acción de válvula</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Completamente Cerrada (CC) • Medio Cerrada (MC) • Poco Cerrada (PC) • Nula (NL) • Poco Abierta (PA) • Medio Abierta (MA) • Completamente Abierta (CA) 	-600	-300

Tabla 3.2. Características de los conjuntos difusos de cada variable lingüística.

Las reglas de este sistema de control son las siguientes:

1. Si *temperatura* es Fresca y *presión* es Débil entonces *acción de válvula* es Completamente Abierta (CA).
2. Si *temperatura* es Fresca y *presión* es Baja entonces *acción de válvula* es Medio Abierta (MA).
3. Si *temperatura* es Fresca y *presión* es Buena entonces *acción de válvula* es Nula (NL).
4. Si *temperatura* es Fresca y *presión* es Fuerte entonces *acción de válvula* es Medio Cerrada (MC).

Las funciones de pertenencia de cada variable se muestran a continuación:

Temperatura		
Adjetivos(conjuntos difusos)	Funciones de Pertenencia	Límites
Fría	$f(x) = 1$	$90 \leq x \leq 130$
	$f(x) = \frac{160 - x}{30}$	$130 \leq x \leq 160$
Fresca	$f(x) = \frac{x - 140}{30}$	$140 \leq x \leq 170$
	$f(x) = \frac{200 - x}{30}$	$170 \leq x \leq 200$
Templada	$f(x) = \frac{x - 180}{30}$	$180 \leq x \leq 210$
	$f(x) = \frac{240 - x}{30}$	$210 \leq x \leq 240$
Cálida	$f(x) = \frac{x - 220}{30}$	$220 \leq x \leq 250$
	$f(x) = \frac{280 - x}{30}$	$250 \leq x \leq 280$
Caliente	$f(x) = \frac{x - 260}{30}$	$260 \leq x \leq 290$
	$f(x) = 1$	$290 \leq x \leq 330$

Tabla 3.3. Funciones de pertenencia de cada conjunto difuso para la variable lingüística Temperatura.

Presión		
Adjetivos (conjuntos difusos)	Funciones de Pertenencia	Límites
Débil	$f(x) = 1$	$0 \leq x \leq 300$
	$f(x) = \frac{600 - x}{300}$	$300 \leq x \leq 600$
Baja	$f(x) = \frac{x - 400}{300}$	$400 \leq x \leq 700$
	$f(x) = \frac{1000 - x}{300}$	$700 \leq x \leq 1000$
Buena	$f(x) = \frac{x - 800}{300}$	$800 \leq x \leq 1100$
	$f(x) = \frac{1400 - x}{300}$	$1100 \leq x \leq 1400$
Fuerte	$f(x) = \frac{x - 1200}{300}$	$1200 \leq x \leq 1500$
	$f(x) = \frac{1800 - x}{300}$	$1500 \leq x \leq 1800$
Alta	$f(x) = \frac{x - 1600}{300}$	$1600 \leq x \leq 1900$
	$f(x) = 1$	$1900 \leq x \leq 2200$

Tabla 3.4. Funciones de pertenencia de cada conjunto difuso para la variable lingüística Presión.

Acción de Válvula		
Adjetivos (conjuntos difusos)	Funciones de pertenencia	Límites
CC	$f(x) = 1$	$-600 \leq x \leq -450$
	$f(x) = \frac{-300 - x}{150}$	$-450 \leq x \leq -300$

MC	$f(x) = \frac{x + 400}{150}$ $f(x) = \frac{-100 - x}{150}$	$-400 \leq x \leq -250$ $-250 \leq x \leq -100$
PC	$f(x) = \frac{x + 300}{200}$ $f(x) = \frac{100 - x}{200}$	$-300 \leq x \leq -100$ $-100 \leq x \leq 100$
NL	$f(x) = \frac{x + 150}{150}$ $f(x) = \frac{150 - x}{150}$	$-150 \leq x \leq 0$ $0 \leq x \leq 150$
PA	$f(x) = \frac{x + 100}{200}$ $f(x) = \frac{300 - x}{200}$	$-100 \leq x \leq 100$ $100 \leq x \leq 300$
MA	$f(x) = \frac{x - 100}{150}$ $f(x) = \frac{400 - x}{150}$	$100 \leq x \leq 250$ $250 \leq x \leq 400$
CA	$f(x) = \frac{x - 300}{150}$ $f(x) = \frac{600 - x}{150}$	$300 \leq x \leq 450$ $450 \leq x \leq 600$

Tabla 3.5. Funciones de pertenencia de cada conjunto difuso para la variable lingüística Acción de Válvula.

Si suponemos que contamos con una presión de 829 Pa y una temperatura de 154°C, esta combinación origina que se activen las reglas 2 y 3.

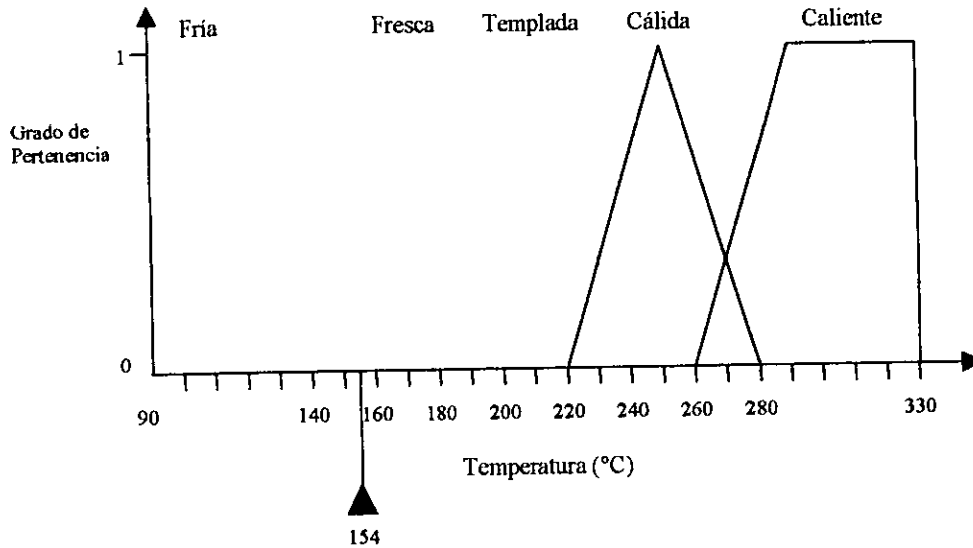


Figura 3.22. Representación de 154°C dentro de la variable Temperatura.

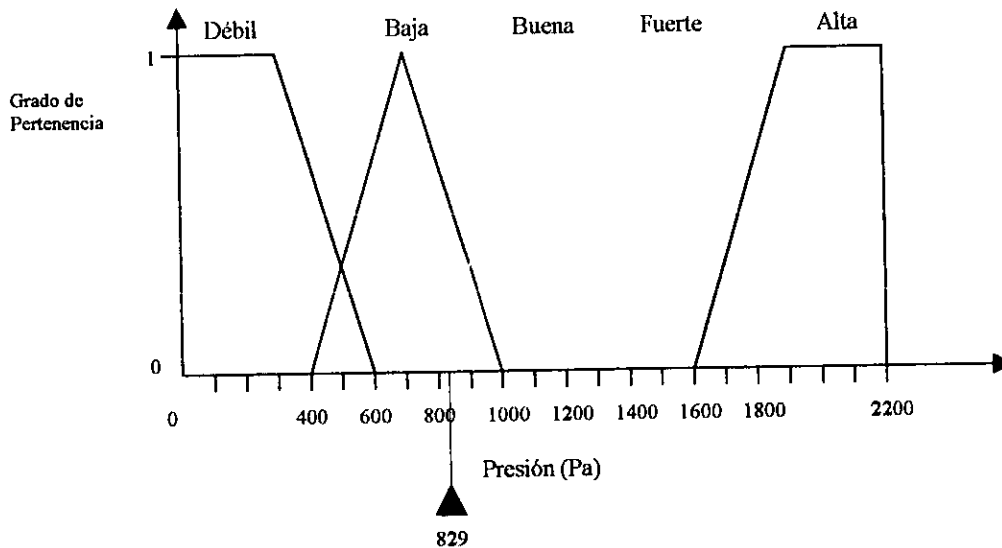


Figura 3.23. Representación de 829 Pa dentro de la variable Presión.

Analicemos porque no se activan las reglas 1 y 4 para los valores de temperatura y presión antes mencionados:

Para la regla No. 1 tenemos:

1. SI *temperatura* es Fresca Y *presión* es Débil ENTONCES *acción de válvula* es Completamente Abierta (CA).

Como podemos observar esta regla no cumple con los valores establecidos de temperatura y presión, debido a que el valor de 154 para la variable temperatura cae dentro del conjunto difuso fresca, pero el valor de 829 para la variable presión no cae dentro del conjunto difuso Débil. Por lo tanto, debido a que la regla contiene una conjunción (Y) y uno de sus componentes no se cumple, esto origina que la regla no se active.

De igual forma para la regla No. 4 tenemos:

4. Si *temperatura* es Fresca y *presión* es Fuerte entonces *acción de válvula* es Medio Cerrada (MC).

Podemos ver que para una presión de 829 la regla anterior no se activa porque éste valor no cae dentro del conjunto difuso Fuerte para la variable presión, aún y cuando el valor de temperatura de 154 cae dentro del conjunto difuso Fresca para la variable temperatura, porque la regla está regida por una conjunción y uno de sus componentes no se cumple.

Por lo tanto, para los valores establecidos anteriormente de temperatura y presión, sólo se activan las reglas 2 y 3.

A continuación se realizará el proceso de inferencia utilizando los métodos: **Mínimo** para la inferencia difusa, **Máximo** para la combinación de reglas y el de **Promedio de Máxima Altura** para la defuzificación:

Ejercicio 1

- Inferencia difusa por Mínimo

En la defuzificación, los valores para las variables de entrada se aplican a las funciones de pertenencia definidas para éstas, determinando el grado de pertenencia para la premisa de cada regla. Si la premisa de una regla tiene un grado de pertenencia diferente de cero, entonces se dice que ésta regla está activada. Una vez evaluada la premisa de cada regla, se obtiene, mediante el método seleccionado (Mínimo o Producto), el conjunto difuso para la variable de salida de cada regla.

Utilizando el método del Mínimo en la inferencia difusa, evaluamos las reglas 2 y 3 para los valores *presión* = 829 y *temperatura* = 154.

Evaluando la función de pertenencia para temperatura Fresca y presión Baja, en la regla 2 tenemos:

$$\text{Temperatura Fresca (154)} \Rightarrow f(154) = \frac{154 - 140}{30} = 0.46$$

$$\text{Presión Baja (829)} \Rightarrow f(829) = \frac{1000 - 829}{300} = 0.57$$

Regla No. 2: Si *temperatura* es Fresca y *presión* es Baja entonces *acción de válvula* es Medio Abierta (MA).

$$= \text{Min}(\text{temperatura Fresca}(154), \text{presión Baja}(829))$$

$$= \text{Min}(0.46, 0.57)$$

$$= 0.46$$

$$\Rightarrow \text{MA}(\text{acción de válvula}) = 0.46$$

Gráficamente:

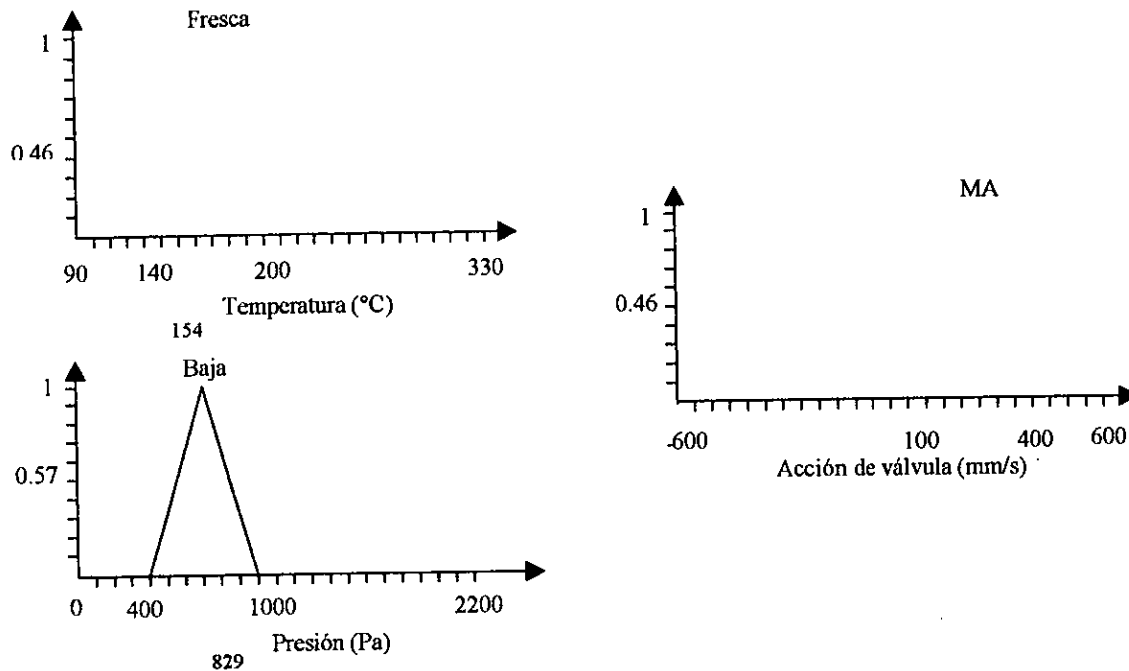


Figura 3.24. Inferencia Difusa para la Regla No. 2 por medio del método Mínimo.

Evaluando la función de pertenencia para temperatura Fresca y presión Buena, en la regla 3 tenemos:

$$\text{Temperatura Fresca (154)} \Rightarrow f(154) = \frac{154 - 140}{30} = 0.46$$

$$\text{Presión Buena (829)} \Rightarrow f(829) = \frac{829 - 800}{300} = 0.09$$

Regla No. 3: SI *temperatura* es Fresca Y *presión* es Buena ENTONCES *acción de válvula* es Nula (NL).

$$\begin{aligned} &= \text{Min}(\text{temperatura Fresca}(154), \text{presión Buena}(829)) \\ &= \text{Min}(0.46, 0.09) \\ &= 0.09 \end{aligned}$$

$$\Rightarrow \text{NL}(\text{acción de válvula}) = 0.09$$

Gráficamente:

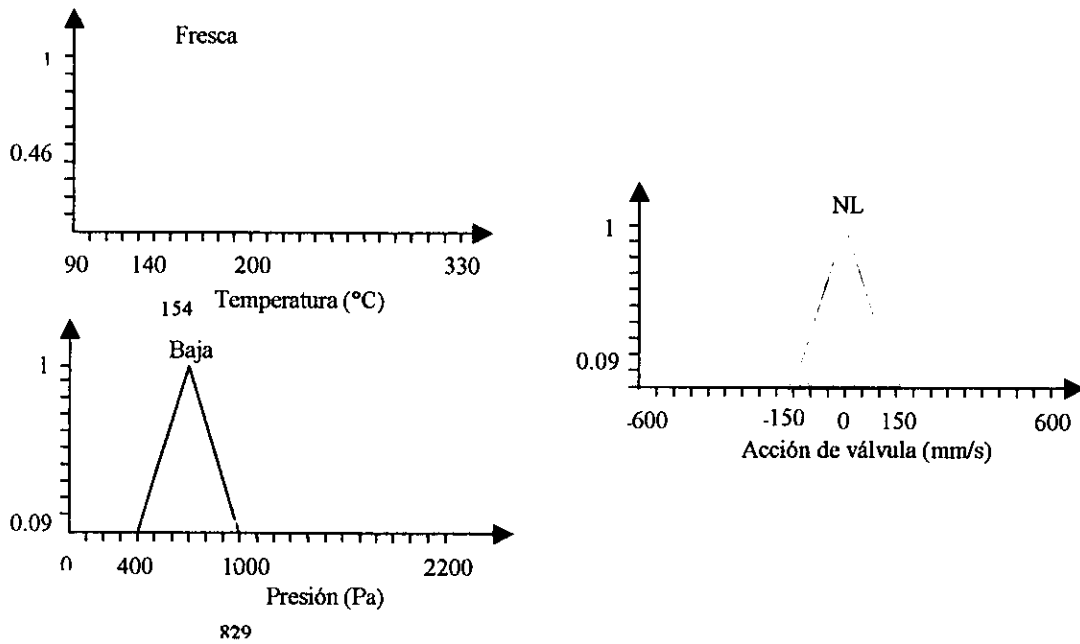


Figura 3.25. Inferencia Difusa para la Regla No. 3 por medio del método Mínimo.

• Combinación de Reglas por composición máximo

En la combinación de reglas, como se ha mencionado, se combinan todos los subconjuntos difusos obtenidos en la inferencia difusa para cada regla, con la finalidad de crear un único conjunto difuso de salida.

Aplicando el método de composición Máximo a los conjuntos difusos de las reglas 2 y 3 tenemos el conjunto difuso:

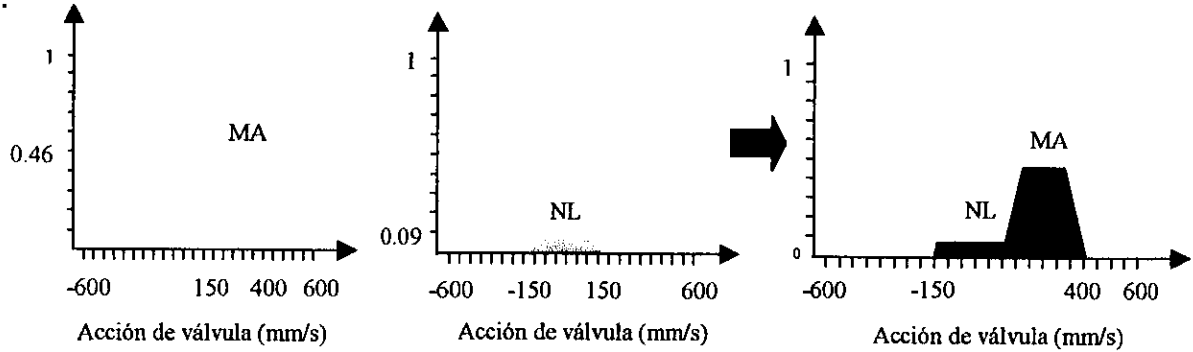


Figura 3.26. Combinación de Reglas a través del método Máximo para las Reglas 2 y 3.

Definido por la función de pertenencia:

$$\text{acción de válvula} = \begin{cases} \frac{x + 150}{150} & -150 \leq x < -136.5 \\ 0.09 & -136.5 \leq x \leq 115 \\ \frac{x - 100}{150} & 115 \leq x \leq 169 \\ 0.46 & 169 \leq x \leq 331 \\ \frac{400 - x}{150} & 331 \leq x \leq 400 \end{cases}$$

- Defucificación por Promedio de Máxima Altura

Finalmente, los conjuntos difusos obtenidos mediante la combinación de reglas, constituyen un valor difuso que necesita ser convertido en un valor discreto, esto se logra a través del proceso de Defucificación que a continuación mostraremos:

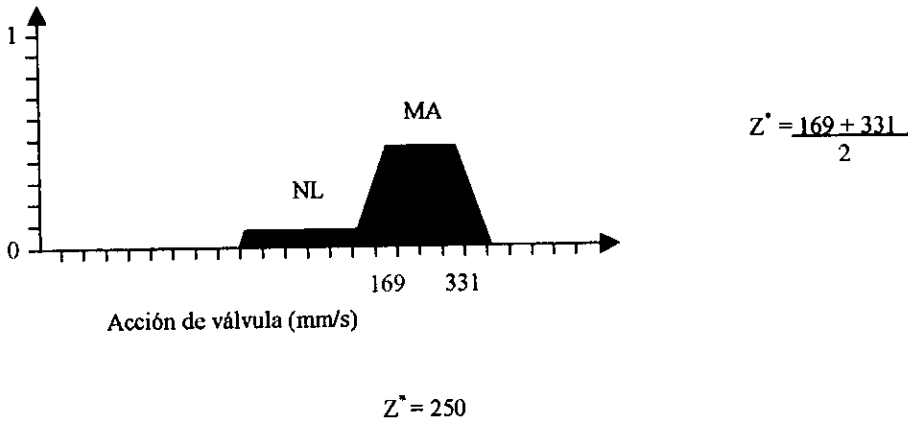


Figura 3.27. Defucificación por medio del Promedio de Máxima Altura.

A continuación se realizará el proceso de inferencia utilizando los métodos: **Producto** para la inferencia difusa, **Suma** para la combinación de reglas y el de **Centroide** para la defucificación:

Ejercicio 2

- Inferencia difusa por Producto

Utilizando el método del Producto, evaluamos las reglas 2 y 3, para los valores *presión* = 829 y *temperatura* = 154.

Evaluando la función de pertenencia para *temperatura Fresca* y *presión Baja*, en la regla 2 tenemos:

$$\text{Temperatura Fresca (154)} \Rightarrow f(154) = \frac{154 - 140}{30} = 0.46$$

$$\text{Presión Baja (829)} \Rightarrow f(829) = \frac{1000 - 829}{300} = 0.57$$

Regla No. 2: Si *temperatura* es Fresca y *presión* es Baja entonces *acción de válvula* es Medio Abierta (MA).

$$\begin{aligned} &= (\text{temperatura Fresca}(154) \cdot \text{presión Baja}(829)) \\ &= ((0.46) \cdot (0.57)) \\ &= 0.26 \end{aligned}$$

$$\Rightarrow \text{MA}(\text{acción de válvula}) = 0.46$$

Gráficamente:

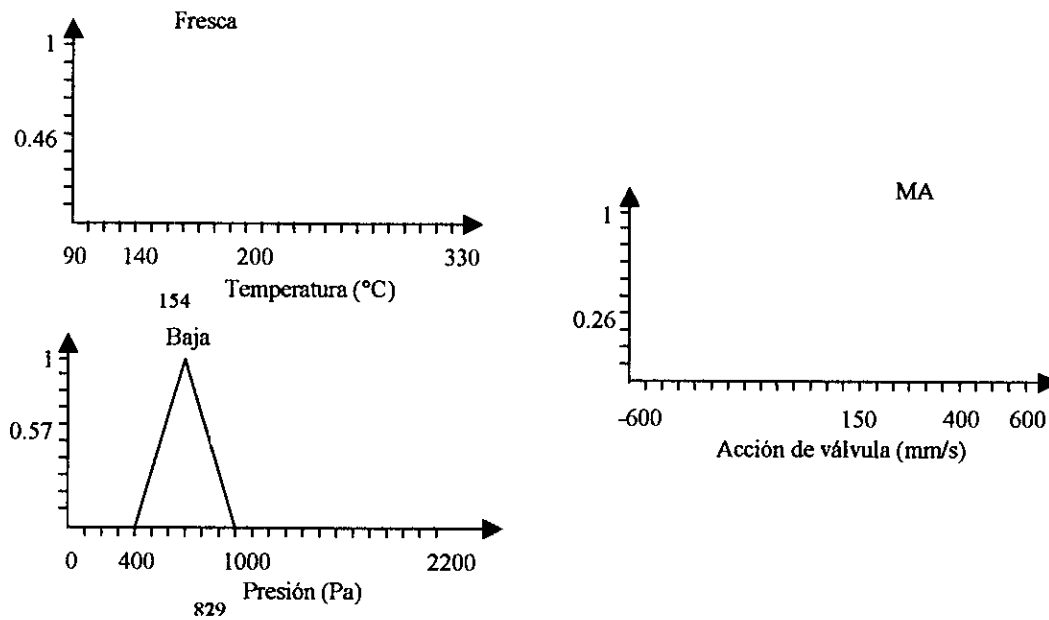


Figura 3.28. Inferencia Difusa para la Regla No. 2 por medio del método Producto.

Evaluando la función de pertenencia para *temperatura Fresca* y *presión Buena*, en la regla 3 tenemos:

$$\text{Temperatura Fresca (154)} \Rightarrow f(154) = \frac{154 - 140}{30} = 0.46$$

$$\text{Presión Buena (829)} \Rightarrow f(829) = \frac{829 - 800}{300} = 0.09$$

Regla No. 3: SI *temperatura* es Fresca Y *presión* es Buena ENTONCES *acción de válvula* es Nula (NL).

$$\begin{aligned} &= (\text{temperatura Fresca}(154) \cdot \text{presión Buena}(829)) \\ &= ((0.46) \cdot (0.09)) \\ &= 0.04 \end{aligned}$$

$$\Rightarrow \text{NL}(\text{acción de válvula}) = 0.04$$

Gráficamente:

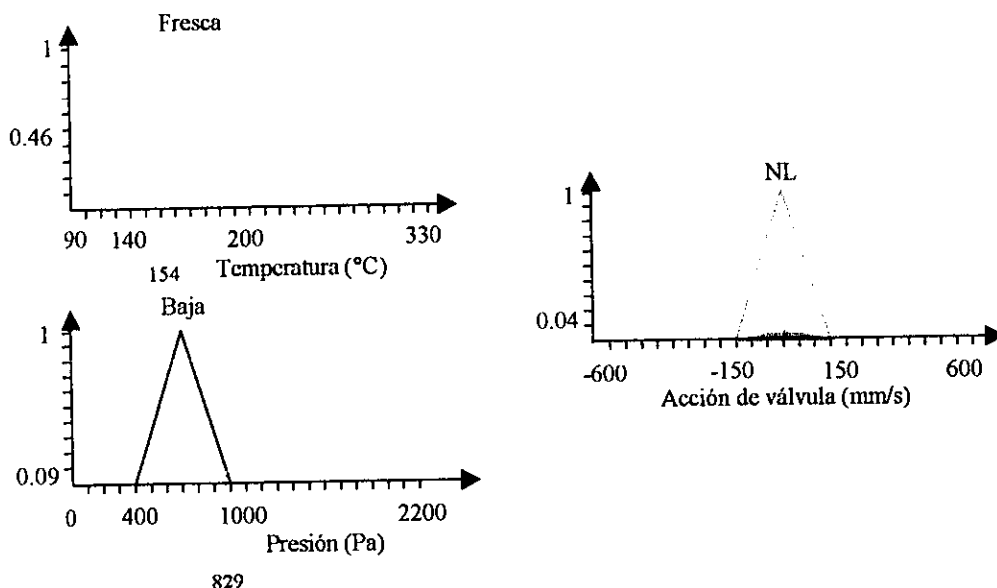


Figura 3.29. Inferencia Difusa para la Regla No. 3 por medio del método Producto.

• Combinación de Reglas por Suma

Aplicando el método Suma a los conjuntos difusos de las reglas 2 y 3 obtenidos por el método de fucificación Producto tenemos el conjunto difuso:

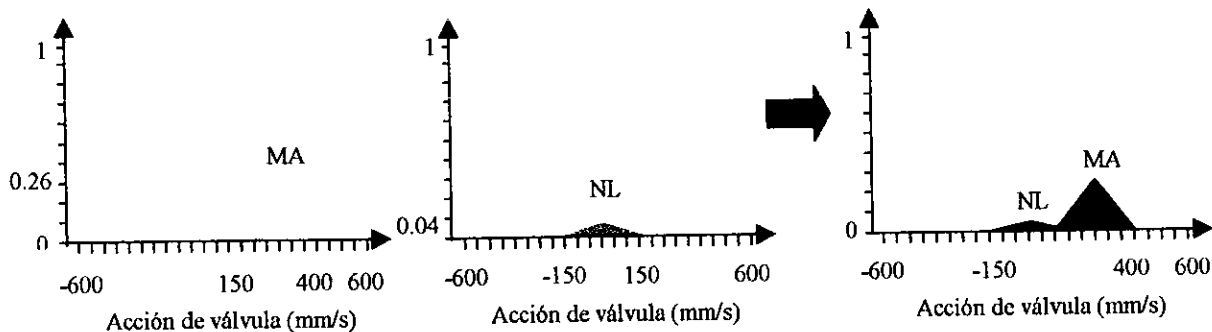


Figura 3.30. Combinación de Reglas a través del método Suma para las Reglas 2 y 3.

Definido por la función de pertenencia:

$$\text{acción de válvula} = \begin{cases} \frac{x + 150}{3750} & -150 \leq x < 0 \\ \frac{150 - x}{3750} & 0 \leq x \leq 100 \\ \frac{x - 100}{576.9} + \frac{150 - x}{3750} & 100 \leq x \leq 150 \\ \frac{x - 100}{576.9} & 150 \leq x \leq 250 \\ \frac{400 - x}{576.9} & 250 \leq x \leq 400 \end{cases}$$

- Defucificación por centroide

Utilizando el método de Defucificación del Centroide al conjunto difuso obtenido de los métodos Producto-Suma, tenemos:

Simplificando las funciones de pertenencia obtenemos:

$$\frac{x+150}{3750} + \frac{150-x}{3750} + \frac{x-100}{576.9} + \frac{150-x}{3750} + \frac{x-100}{576.9} + \frac{400-x}{576.9}$$

$$\Rightarrow \frac{x+150}{3750} + \frac{150-x}{3750} + \frac{150-x}{3750} = \frac{450-x}{3750}$$

$$\Rightarrow \frac{x-100}{576.9} + \frac{x-100}{576.9} + \frac{400-x}{576.9} = \frac{x+200}{576.9}$$

$$\frac{450-x}{3750} + \frac{x+200}{576.9} = 0.12 - 0.000032x + 0.0017x + 0.35$$

$$= 0.0017x + 0.47$$

$$Z^* = \frac{\int f(z)zdz}{\int f(z)dz}$$

$$\int f(z)dz = \int_{-150}^{400} 0.0017zdz + \int_{-150}^{400} 0.47dz = \frac{0.0017z^2}{2} \Big|_{-150}^{400} + 0.47z \Big|_{-150}^{400} =$$

$$\left[\frac{0.0017(400)^2}{2} - \frac{0.0017(-150)^2}{2} \right] + [0.47(400) - 0.47(-150)] =$$

$$[136 - 19.125] + [188 - (-70.5)] = 116.875 + 258.5$$

$$= 375.375$$

$$\int f(z)zdz = \int_{-150}^{400} 0.0017z^2 dz + \int_{-150}^{400} 0.47z dz = \frac{0.0017z^3}{3} \Big|_{-150}^{400} + \frac{0.47z^2}{2} \Big|_{-150}^{400} =$$

$$\left[\frac{0.0017 (400)^3}{3} - \frac{0.0017 (-150)^3}{3} \right] + \left[\frac{0.47 (400)^2}{2} - \frac{0.47 (-150)^2}{2} \right] =$$

$$[36266.67 - (-1912.5)] + [37600 - 5287.5] = 38179.17 + 32312.5$$

$$= 70491.67$$

$$Z^* = \frac{\int f(z)zdz}{\int f(z)dz} = \frac{70491.67}{375.375} = 187.79$$

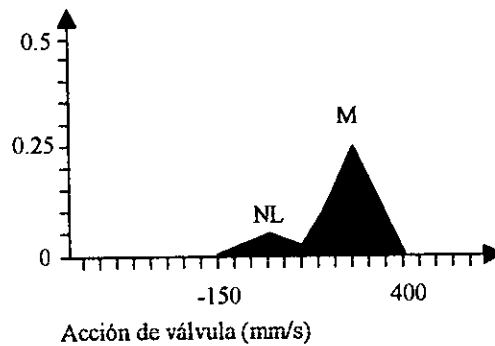


Figura 3.31. Defuzzificación por medio del Centroide.

V. AREAS DE APLICACION DE LA LOGICA DIFUSA

La lógica difusa es una teoría que emerge rápidamente, su incorporación en modelos computacionales ha mostrado un gran avance en áreas donde la intuición y el juicio juegan un papel importante, como en aplicaciones de control de temperatura, de tráfico o de procesos. Debido a la importancia que ha adquirido, se ha formado la Asociación Internacional de Sistemas Difusos (IFSA, International Fuzzy Systems Association), publicando además, su diario oficial denominado Fuzzy Sets and Systems.

En años recientes se han incrementado no sólo los conceptos de la teoría de conjuntos difusos, sino también la introducción de aplicaciones prácticas de los descubrimientos teóricos. Las principales implementaciones de Lógica Difusa, resultado de profundas investigaciones, se han hecho especialmente en Japón, en donde se pueden adquirir diversos productos cuyos diseños funcionales están basados en la teoría de conjuntos difusos. Esta tendencia ha continuado, por lo que en la actualidad existen por ejemplo, automóviles cuyas transmisiones, sistemas de frenado y otras funciones son controladas por circuitos de lógica difusa.

El interés en tales aplicaciones ingenieriles continúa, pero es un interés no confinado a la manufactura. El mundo de las finanzas y los pronósticos han descubierto también la utilidad de aplicar la teoría de conjuntos difusos en sus tomas de decisiones. Por ejemplo los analistas del mercado de valores y los administradores de pronósticos han encontrado que la teoría de conjuntos difusos los ayuda a entender las regularidades principales de las fluctuaciones en el precio de las acciones y a predecir el futuro comportamiento de las acciones más acertadamente que con métodos analíticos convencionales.

Aplicaciones útiles de la teoría de conjuntos difusos han sido también establecidas en áreas como sistemas expertos, base de datos, sistemas de recuperación de información, reconocimiento de patrones, procesamiento de señales e imágenes, reconocimiento de voz, análisis de riesgos, robótica, medicina, psicología, química, ecología y economía.

Los investigadores japoneses han sido la fuerza fundamental en el avance de implementaciones de esta teoría, han hecho un excelente trabajo de comercialización y tiene ahora arriba de 2000 patentes en ésta área.

- Aparatos Domésticos

En los 90's, la lógica difusa se implementó en una gran cantidad de aparatos eléctricos en los hogares de Japón, tales como: refrigeradores, hornos de microondas, aspiradoras, lavadoras y aire acondicionado. Otra aplicación importante dentro de ésta área son las videocámaras, ya que la lógica difusa se ha implementado en la exposición automática, sistema de estabilización de imagen, balanceo automático y enfoque automático difuso.

La técnica del autoenfoco utiliza medidas aproximadas basadas en reglas difusas para el control del motor de velocidad, mejorando la calidad del enfoque y reduciendo el tiempo del mismo. Se analizan un total de trece reglas simples tales como "Si la agudeza es alta y su diferencial es bajo entonces el motor de velocidad del enfoque es bajo", esto reduce el tiempo de búsqueda, ahorrando potencia y desgaste del motor. La estabilización de la imagen detecta exitosamente movimientos no deseados, causados por diferentes situaciones y es capaz de corregirlos.

Fisher y Sanyo así como otras compañías, construyeron cámaras fotográficas difusas, las cuales ofrecen un enfoque y estabilización de imagen difusa. Mitsubishi, desarrolló un aire acondicionado difuso que controla los cambios de temperatura de acuerdo a índices de bienestar humano. Matsushita construyó una lavadora difusa que combina sensores inteligentes con lógica difusa. Los sensores detectan el color, tipo de prenda y cantidad de mugre y un microprocesador difuso selecciona la combinación apropiada de 600 disponibles de temperatura del agua, cantidad de detergente y el ciclo de lavado.

Nissan introdujo una transmisión automática difusa y un sistema de frenado antideslizante en uno de sus carros de lujo. En Japón existen tostadores difusos, aspiradoras difusas y muchos controles de procesos industriales difusos.

- Sistemas Expertos Difusos

La imprecisión y la incertidumbre juegan un papel muy importante en el campo de la **Medicina**. Para la teoría de conjuntos difusos ésta es una de las más productivas áreas de aplicación. El punto de estudio es la incertidumbre encontrada en el proceso de diagnóstico de enfermedades.

Conforme se incrementa la información de nuevas tecnologías médicas, el proceso de clasificación de los diferentes síntomas bajo un nombre específico y la determinación de la terapia apropiada llega a ser realmente muy difícil. Una enfermedad se puede manifestar de diferentes maneras en varios pacientes. Así mismo un síntoma puede ser un indicativo de varias enfermedades en un paciente.

Existen básicamente dos fuentes de imprecisión e incertidumbre en el proceso de diagnóstico, uno es el conocimiento médico que surge de la relación síntomas-enfermedad, y el otro es el conocimiento concerniente al estado del paciente. Los médicos generalmente recogen el conocimiento del paciente de su historia clínica, examinación física, resultados de laboratorio y otros procedimientos tales como rayos X y ultrasonidos. El conocimiento provisto por cada una de estas fuentes trae consigo una variedad de grados de certidumbre. La historia clínica ofrecida por el paciente puede ser subjetiva, exagerada o incompleta; pueden

ocurrir errores en la examinación física y omitir algunos síntomas importantes. Los resultados provistos por el laboratorio no son muy precisos, es decir, los límites entre lo normal y lo patológico no son muy claros. Los rayos X y otros procedimientos similares requieren una interpretación adecuada. Por esta razón, el estado y los síntomas del paciente pueden ser conocidos por el médico con un grado limitado de precisión.

Los modelos de diagnóstico médico utilizando conjuntos difusos, varían en el grado en que las pruebas traten con diferentes aspectos de éste, tales como: la importancia de los síntomas, la variedad de patrones de síntomas de distintas enfermedades, las relaciones entre éstas enfermedades, el diagnóstico preliminar y el diagnóstico final.

Estos modelos forman la base de los sistemas expertos médicos, los cuales son diseñados generalmente para ayudar a los médicos en el diagnóstico de algunas categorías específicas de enfermedades.

- Control

La teoría de los conjuntos difusos en Ingeniería tiene un gran campo de aplicaciones en áreas como Ingeniería Civil, Control automático y Robótica. Sin embargo, el área de control difuso es la más desarrollada a nivel ingenieril.

Estos controladores están basados en reglas de inferencia en lenguaje natural y representadas por conjuntos difusos

El propósito del Control automático es mantener el estado deseado de algún proceso, monitoreando la certidumbre de las variables de estado para tomar acciones de control apropiadas.

Muchos procesos industriales utilizan el Control automático en combinación con los operadores humanos. El piloto automático y el sistema de control de tráfico (semáforo) son ejemplos de estos procesos.

El diseño de un controlador automático requiere de un modelo matemático preciso del sistema o proceso involucrado. Por tal motivo cuando no se cuenta con esto debido a que el proceso es muy complejo (no lineal o variante con el tiempo), es muy difícil realizar el modelo. En estos casos la alternativa es hacer una descripción imprecisa del proceso, esta descripción lingüística utilizaría conceptos difusos.

Un ejemplo de una regla de control difusa sería:

Si la temperatura es muy alta
y la presión es ligeramente baja
entonces los cambios de temperatura deben ser ligeramente negativos

donde temperatura y presión son las variables de estado observadas en el proceso y los cambios de temperatura es la acción que realizará el controlador.

Los términos muy alta, ligeramente baja y ligeramente negativos se representan por conjuntos difusos definidos en el universo de los valores de temperatura, presión y cambios de temperatura respectivamente.

Este tipo de reglas lingüísticas han formado la base para el diseño de diferentes prototipos de controladores difusos en procesos industriales, tales como: hornos de cemento, procesos de intercambio de calor y máquinas de vapor, entre otros.

La operación de un controlador difuso consiste de **cuatro etapas**. Primero se darán medidas a las variables de estado que serán monitoreadas durante el proceso. En segundo lugar, estos valores serán trasladados por un componente conocido como interface de condición dentro de términos lingüísticos difusos. Estos términos son especificados por las funciones de pertenencia de los conjuntos difusos, los cuales deben estar definidos en el universo del discurso. Dichos términos lingüísticos son utilizados en la evaluación de reglas de control difusas.

El resultado de la aplicación de las reglas, es por sí mismo, un conjunto difuso definido en el universo de las posibles acciones de control. Finalmente, basándose en éste conjunto difuso, los componentes utilizados por la interface de acción producen el control determinístico que se debe ejecutar.

Como puede observarse, el diseño de un controlador difuso requiere de una especificación de todos los conjuntos difusos y de sus funciones de pertenencia definidas para cada variable de entrada y salida; compilación de un conjunto completo y apropiado de reglas de control heurísticas que operen en estos conjuntos difusos; y una determinación del método de selección de una salida determinística basado en el resultado difuso generado por las reglas de control.

La figura describe los componentes de un controlador difuso:

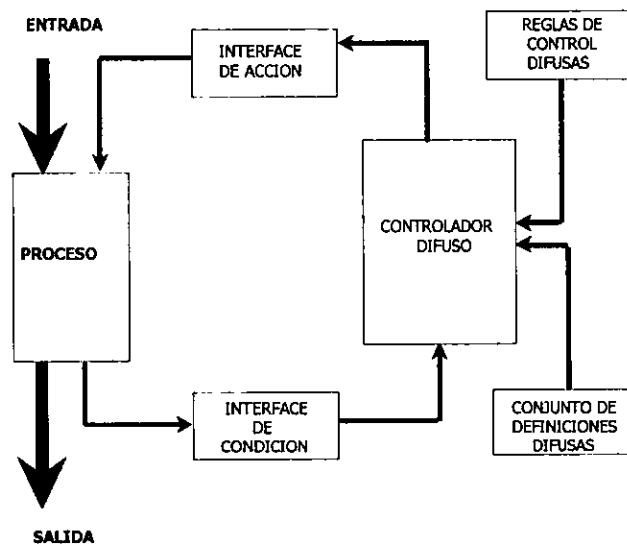


Figura 3.32. Controlador Difuso

- Transporte

Las aplicaciones de la lógica difusa en esta área son en el control de tráfico, elevadores, helicópteros, pero sin duda, la aplicación más célebre es el tren automático subterráneo Sendai, capturando toda la atención de los ingenieros de control alrededor del mundo. Esto ha cambiado la idea de que la lógica difusa basada en aproximaciones no puede ser usada en situaciones de seguridad. El equipo de Hitachi diseñó, desarrolló y comparó los controladores difusos de los convencionales PID en 300,000 pruebas de simulación.

Las estrategias usadas por experiencia de los operadores de trenes, se implementaron en las reglas difusas que desempeñaron un control difuso predictivo. El control de velocidad durante el viaje, el control de frenado cerca de la estación y el control de los switches fueron determinados por reglas difusas que procesan medidas del sensor y consideran factores tales como el confort y la seguridad de los pasajeros. En operación desde 1986, este controlador ha reducido el intervalo de paradas, doblando el índice de confort y reduciendo el consumo de potencia en 10%. El controlador registra 70% menos errores de juicio en aceleración y frenado que el producido por los operadores humanos.

Basado en esta experiencia, Hitachi está otorgando una licencia para implementar un controlador similar para el tren subterráneo de Tokio.

- Administración

Las aplicaciones de lógica difusa en la administración se han enfocado en evaluación de créditos y análisis de mercado, como la consolidación difusa Yamaichi, que es una aplicación financiera que maneja 65 industrias y la mayoría de las existencias en Nikkei Dow y consiste de aproximadamente 800 reglas difusas. Las reglas son determinadas mensualmente por un grupo de expertos y modificados por los analistas correspondientes. El sistema fue probado por dos años y su desarrollo en términos de retorno y crecimiento excede el Nikkei promedio en el 20%. Mientras se encontraba probando, el sistema recomendó vender 18 días antes del lunes negro en 1987. El sistema operó comercialmente en 1988.

- Sistemas Híbridos

- Redes Neuronales.

Existen trabajos que sugieren que la lógica difusa y redes neuronales son técnicas complementarias. El concepto fundamental de los sistemas híbridos, es crear nuevas aproximaciones para la solución de problemas. Por ejemplo, en sistemas difusos no existe la capacidad de aprendizaje, memoria y reconocimiento de patrones. Sin embargo los sistemas difusos con redes neuronales pueden tener estas capacidades.

Algunas aplicaciones han mostrado las ventajas de las redes neuronales en sistemas no lineales para predecir estados futuros, monitorear el comportamiento del sistema y anticipar fallas.

- Algoritmos Genéticos.

Las aplicaciones de algoritmos genéticos combinados con control difuso, se investigan no sólo a nivel académico sino también a nivel comercial. Estos algoritmos se utilizan particularmente para ajustar las funciones de pertenencia de acuerdo al universo del discurso y encontrar una solución adecuada.

En muchas de las aplicaciones de lógica difusa, el software es empleado como un medio para la implementación de algoritmos difusos y reglas de control. Lo importante, sin embargo, es que debería ser más barato y más efectivo el uso de chips de lógica difusa, y eventualmente, las computadoras difusas. El primer chip de lógica difusa fue desarrollado por Togai y Watanabe en los laboratorios de la compañía de teléfonos Bell en 1985.

Un logro importante fue el desarrollo de una computadora difusa diseñada por las universidades de Yamakawa y Kumamoto. Estos avances en hardware pueden lograr una expansión del uso de lógica difusa no sólo en aplicaciones industriales, sino de una forma más general en sistemas basados en conocimiento, en los cuales la deducción de una respuesta o una consulta requiera de una máquina de inferencia difusa.

La ingeniería difusa es una función de aproximación. Frecuentemente utiliza sistemas difusos para aproximar, controlar o predecir sistemas en problemas de control o procesamiento de señales, comunicación u optimización.

Un sistema difuso puede ayudar a modelar o controlar un sistema cuando no contamos con un modelo matemático de cómo las salidas del sistema dependen de las entradas. El sistema difuso utiliza reglas de sentido común en lugar de modelos matemáticos o el llamado modelo de planta. Los conceptos difusos construyen un puente del espacio de entradas al espacio de salidas.

VI. HERRAMIENTAS DIFUSAS

Existen herramientas difusas que automáticamente generan un código en C o en lenguaje ensamblador (algunas de ellas), y permiten que el diseñador se enfoque más en la aplicación y comportamiento del sistema y menos en los detalles de implementación.

Estas herramientas proveen al usuario, interfaces gráficas con un gran conjunto de funciones de soporte para analizar y simular un sistema. A continuación se muestran las más utilizadas:

- TILSHELL

Es una herramienta de desarrollo de software basada en Windows que provee a los usuarios, una forma para diseñar, analizar y probar sistemas expertos basados en lógica difusa, así como sistemas de control.

TiShell fue desarrollada por **Togai Infraclogic**, para:

- Diseñar sistemas basados en lógica difusa.
- Probar estos sistemas a través de simulación.
- Probar en línea el código compilado.
- Compilar sistemas en lenguaje C, en procesadores o microcontroladores difusos.

- CUBICALC

Desarrollado por **HyperLogic**, Cubicalc es una aplicación de Windows visualmente atractiva que no requiere de procesos matemáticos complejos ni de programación a fondo.

CubiCalc es una herramienta difusa, muy fácil de utilizar, que ofrece una combinación sin igual de bajo costo. Es un shell para utilizar y crear reglas difusas interactivamente.

El diseño altamente interactivo de CubiCalc es útil, particularmente, para experimentos o prototipos que requieren realizarse de forma rápida. No se necesita tener conocimientos de programación para poder manejarlo, ya que provee muchas facilidades para utilizarlo y analizar los resultados sin requerir de herramientas de programación externas.

Aunque no se necesita ser un programador para usar CubiCalc, la herramienta es altamente programable y en ella se puede realizar lo siguiente:

- Combinar evaluaciones difusas y no difusas en una sola herramienta.
- Definir una medida de error para evaluar resultados desde las reglas difusas.
- Preproceso de datos desde una archivo de entrada.
- Graficar cualquier cálculo, no sólo cantidades predefinidas.
- Ajustar el peso de cada regla.
- Invocar a otro sistema difuso.
- Controlar otro proceso a través de DDE (Dynamic Data Exchange).
- Resolver análisis de datos y problemas de toma de decisiones.
- Crear prototipos de simulación de sistemas de control.
- Comparar métodos tradicionales con métodos difusos.
- Crear demostraciones para "prueba de conceptos".
- Realizar experimentos de forma rápida para aprender a cerca de las técnicas difusas.

- FUZZYTECH

Es la base de muchas aplicaciones de lógica difusa en Japón, Europa y Estados Unidos. **FuzzyTECH** soporta todas las fases de diseño de lógica difusa. Provee módulos de tecnologías de redes difusas con diseños de lógica difusa.

Las herramientas de simulación de FuzzyTECH permiten analizar y optimizar los diseños. Provee generación de código en lenguaje C y ensamblador, así como también interfaces para el control de sistemas de procesos industriales.

También provee herramientas para diseñar y probar sistemas de lógica difusa. El diseño de estos sistemas es almacenado en un formato FTL "Fuzzy Technology Lenguaje" que es considerado como el lenguaje de programación de lógica difusa. Esta herramienta está basada en interfaces gráficas donde el usuario jamás tendrá que programar una sola línea de código en FTL. Además puede convertir este código en un formato que pueda ser usado en una tarjeta de hardware, donde se ejecutará finalmente la solución difusa. Cuenta con "Fuzzy Design Wizards" que guían al usuario paso a paso hasta implementación de un modelo. Como aprendiz, le garantiza al usuario que cubrirá todos los pasos de diseño, y como desarrollador experimentado, será capaz de diseñar el prototipo de un sistema complejo en pocos minutos.

- DATAENGINE 3.0

Desarrollado por MIT- **Management Intelligenter Technologien GmbH**. DataEngine es el software para el análisis de datos inteligentes y minado de datos (Datamining). Para utilizar redes neuronales, lógica difusa y métodos estadísticos, DataEngine provee de las técnicas más avanzadas para el análisis de datos. Su estructura flexible, interfaces y poderoso módulo de visualización lo hace necesario para todos los involucrados con tareas complejas de análisis de datos.

VII. DIFERENCIAS DE LOGICA DIFUSA CON LOGICAS TRADICIONALES

La lógica difusa puede ser vista como una extensión de la lógica clásica o la lógica multivaluada, sin embargo sus objetivos y campos de aplicación son muy diferentes. Las principales características de la lógica difusa que la diferencian de las lógicas tradicionales son:

1. En la lógica clásica, una proposición es falsa o verdadera. En la lógica multivaluada, puede ser verdadera, falsa o tener un valor de verdad intermedio. La lógica difusa, permite una infinidad de valores de verdad.
2. La lógica clásica y la lógica multivaluada no permiten el uso de modificadores lingüísticos como más, menos, algo, muy, etc., como lo permite la lógica difusa.
3. Lógica difusa provee de un método para evaluar un sistema con variables lingüísticas, las cuales son palabras o sentencias en un lenguaje natural o sintético. Por ejemplo: "edad" es una variable lingüística cuando sus valores asumidos llegan a ser "joven", "viejo", "muy joven", "no muy viejo", etc., lo cual no puede ser manejado a través de la lógica clásica o la multivaluada.
4. La teoría de la probabilidad, mide la probabilidad de ocurrencia o no ocurrencia de un evento, basada en un razonamiento exacto, por manipulación simbólica cálculos numéricos y predicciones, en tanto que la lógica difusa, comparativamente, mide el grado de ocurrencia de un evento o de una determinada situación, basándose en razonamientos aproximados por manipulaciones simbólicas, cálculos numéricos y condiciones ambiguas.

5. Otra forma importante para distinguir las diferencias entre la teoría de la probabilidad y la de los conjuntos difusos es citar que la teoría de la probabilidad es la teoría de los eventos random (aleatorios). Por ejemplo, la aparición de una "cara" en una moneda es un evento aleatorio. La teoría de conjuntos difusos, no trata con este tipo de eventos. Su interés es con conceptos, tales como "alto", "templado".
6. Los métodos convencionales son buenos para resolver problemas simples en cuanto a su modelado, mientras que los sistemas basados en lógica difusa son convenientes para sistemas complejos o aplicaciones que involucren descripciones humanas o pensamientos intuitivos.
7. Cualquier sistema lógico puede ser fucificado o trasladado a Lógica Difusa por lo que podemos decir que:

Lógica difusa = Lógica exacta fucificada

Ya que la gran cantidad de información que envuelve a la comunicación humana, involucra lenguaje natural, términos que frecuentemente son vagos, imprecisos o ambiguos, cualquier intento para modelar el proceso del pensamiento humano y el papel que éste juega en la comunicación con otras personas, debe ser precedido por modelos que intenten emular nuestro lenguaje natural.

La teoría de la probabilidad es una de las más importantes teorías tradicionales que describe y sistematiza el fenómeno de incertidumbre, y por lo tanto alguna vez se pensó que podía ser usada en cada situación de incertidumbre. Si esto fuera cierto, no tendría finalidad el uso de la teoría de conjuntos difusos, puesto que la teoría de la probabilidad sería suficiente para tratar con todos los tipos de incertidumbre.

Pero este punto de vista es mal concebido puesto que la teoría de la probabilidad y la de conjuntos difusos describen diferentes tipos de incertidumbre. La teoría de la probabilidad se enfoca en la expectativa o esperanza de un futuro evento, basada en alguna cosa conocida. Por ejemplo, podemos estar interesados en la probabilidad de que la siguiente persona que ingrese al salón de clases sea alta, donde nuestro concepto de altura que iguale o armonice la distribución de alturas sobre el total de la población. Si sabemos que estamos en un salón de clases restringido para jugadores de basketball tendremos una fuerte expectativa de que la siguiente persona que entre al salón será alta. Por otro lado si nos encontramos en un salón restringido a ecuestres, nuestra expectativa será mucho menor. Sin embargo, nuestro sentido de incertidumbre gira en torno a hacer una predicción a cerca de un evento.

El sentido de incertidumbre representado por la difucidad, sin embargo, no es la expectativa de incertidumbre, sino más bien, la incertidumbre resultante de la imprecisión del significado de un concepto expresado por un término lingüístico en lenguaje natural, tal como alto, templado, muy templado, rápidamente, entre otros.

Existen muchas situaciones que exhiben ambos tipos de incertidumbre. Por ejemplo, un previsor de temperatura, puede prevenimos con un alto grado de probabilidad que será frío el día de mañana. No sólo el concepto "frío" es difuso, sino el concepto "altamente probable" es un concepto que involucra ambos aleatoriedad y difucidad. El punto importante es que, la teoría de la probabilidad y la teoría de conjuntos difusos son útiles para caracterizar diferentes tipos de incertidumbre. Por lo tanto más que competir una con otra, se complementan y pueden frecuentemente combinarse.

VIII. VENTAJAS DE UTILIZAR LÓGICA DIFUSA

- Proporciona Flexibilidad. Un pensamiento rígido puede traer a menudo conclusiones no satisfactorias a causa de haber encerrado el proceso de solución en un patrón estricto y bien definido. La lógica difusa permite tratar con situaciones inesperadas y puede cambiar la estrategia de solución siempre que sea necesario.
- Proporciona opciones. Si existen múltiples posibilidades de solución, no se necesitan considerar todas, sino seleccionar algunas basándose en hechos e intuiciones.

- Libera la imaginación. La lógica difusa proporciona una visión muy amplia de que es lo que está pasando en el sistema, por lo tanto es muy factible hacer análisis de sensibilidad para los diferentes parámetros del sistema y ver como éstos afectan a los demás componentes y a las estrategias de solución.
- Permite pequeñas fallas de interpretación. Cuando se está forzado a tomar decisiones de falso o verdadero, no se permiten tener equivocaciones y si se tienen, el resultado falla completamente. La lógica difusa permite al usuario tener algunas fallas de interpretación de sus respuestas, por ejemplo, él puede dar una respuesta con 80 % de confianza, pero más adelante cambia de opinión y considera que su respuesta debió ser con 90 % de confianza, la conclusión en este caso podría ser la misma.
- Enfoque semántico. Puede adaptar la incertidumbre mediante un enfoque semántico, el cual se utiliza para asignar un significado a una proposición, en esta semántica se considera que una proposición es una colección de "restricciones elásticas".
- Capacidad para trasladar conocimiento impreciso o vago de expertos.
- Facilidad para implementar tecnología.
- Las reglas contribuyen a inferencias iguales aún cuando los hechos en los antecedentes no son exactamente iguales.
- El sistema de reglas se puede analizar y mejorar.
- La tecnología se transfiere fácilmente de un producto a otro.

Como hemos visto, la función principal de la Lógica Difusa es proveer un sistema formal de conceptos y técnicas para tratar con modos de razonamiento, que sean más aproximados que exactos. Por tal motivo, su uso es apropiado en modelos complejos donde el conocimiento es limitado o basado en juicios, y en procesos donde el razonamiento, la percepción y las decisiones humanas involucradas sean confusas.

CAPITULO 4

LOGICA DIFUSA EN BASES DE DATOS

I. INTRODUCCIÓN

Debido a la importancia que tiene la información dentro de las organizaciones actuales, las Bases de Datos constituyen hoy en día un recurso muy valioso, grandes expertos consideran que el valor de una empresa está en su información. Esto ha conducido al desarrollo de un gran número de conceptos y técnicas para manejar los datos en forma eficiente por lo que existe gran interés en el acoplamiento de la Inteligencia Artificial en los sistemas de Base de Datos, específicamente para mejorar la funcionalidad, aplicabilidad y confiabilidad de los sistemas de información.

Los sistemas de Base de Datos, tradicionalmente modelan un universo preciso donde todos los valores son conocidos y carecen de ambigüedad. Sin embargo, frecuentemente, como lo hemos visto en los capítulos anteriores en el mundo real los datos son imprecisos y ambiguos.

Si tratamos de manejar estos datos de forma convencional, será extremadamente complicado manipularlos dentro de los sistemas de Bases de Datos convencionales. La información difusa o datos imprecisos no pueden ser descartados o forzados para conformar valores precisos, porque originaría una pérdida importante de información. Lo que se requiere entonces, son modelos de datos capaces de representar situaciones del mundo real, sin tener pérdida de información ni del poder de manipulación.

De esta forma, surge la motivación de aplicar la Teoría de Conjuntos Difusos al diseño, almacenamiento y procesos de recuperación de información en Bases de Datos para manejar información incompleta, indeterminística, contradictoria, vaga e imprecisa, que puede surgir siempre que juicios o evaluaciones subjetivas sean parte de los datos almacenados.

Las Bases de Datos que utilizan la Teoría de Conjuntos Difusos son llamadas **Bases de Datos Difusas** y pueden almacenar y manipular no solamente hechos precisos, sino también opiniones subjetivas, información incompleta, imprecisa, ambigua y juicios de expertos especificados en términos lingüísticos. Las consultas en este tipo de Bases de Datos utilizan variables difusas, expresiones inexactas y modificadores lingüísticos en lugar de cantidades y datos específicos, por lo que se les denomina **consultas difusas**. Estas consultas toman aspectos relevantes con mayor facilidad y exactitud que las consultas convencionales.

II. EXPLOTACION DE UNA BASE DE DATOS EN FORMA CONVENCIONAL

1 Conceptos Básicos de Bases de Datos Convencionales

Una Base de Datos, que se define como un conjunto de datos que se encuentran relacionados entre sí, se origina por la necesidad de contar con integridad e independencia en los datos y manejar grandes cantidades de información. Los sistemas de Bases de Datos incluyen: la definición de las estructuras para el almacenamiento de la información, los mecanismos para la manipulación de la misma, y la seguridad de la información almacenada, tanto de las caídas del sistema como contra los intentos de acceso no autorizados.

Las Bases de Datos que contienen datos no difusos, es decir, totalmente definidos y determinísticos, son llamadas Bases de Datos convencionales. Una Base de Datos está formada por un conjunto de tablas, en donde cada tabla es creada y almacenada independientemente de otras.

Cada una de las tablas comparte una función de soporte dentro la aplicación principal. Las tablas dentro de una Base de Datos están definidas por medio de un esquema o definición. El esquema es la imagen de una tabla, que define todos sus elementos y propiedades. Como ejemplo, se presenta el esquema de una tabla denominada **PROYECTOS**.

Tabla: **PROYECTOS**

Nombre del campo	Tipo	Tamaño
#Proyecto	Char	16
G proyecto	Char	40
Depto	Char	12
Presupuesto	double	8
Inicio	Date/Time	8
Fin	Date/Time	8

Tabla 4.1. Esquema de la tabla **PROYECTOS**

Una **tabla**, a su vez, se encuentra formadas por **registros** y **campos**.

Campo

PROYECTOS

#Proyecto	G Proyecto	Depto	Presupuesto	Inicio	Fin

Registro

Figura 4.1. Definición de la tabla **PROYECTOS**.

La tabla puede estar vacía, es decir, no contener renglones. Cada renglón de la tabla es llamado **tupla (registro)**, y consiste de una colección ordenada de campos. Los nombres asignados a las columnas son denominados **campos**. Los elementos de la tabla, son llamados **valores de los campos**. El conjunto de valores de un atributo es denominado, **dominio del campo**. Un renglón puede consistir de cualquier número de campos, de tamaño tan grande como su longitud definida lo permita.

Ejemplo:

Supongamos que tenemos una Base de Datos de una pequeña compañía de fabricación de componentes de avión, formada por las siguientes tres tablas: **PARTES**, **PROVEEDORES** y **ENVIOS**:

Campo (CIUDAD)

PARTES

P#	P NOMBRE	ESPECIFICACION	TAMAÑO	CIUDAD
P1	Varilla	QA 225/6	144 in	Pico Rivera (CA)
P2	Placa	MS 516-02	6912 si	Los Angeles (CA)
P3	Lámina	QA 250/5	45 sf	Los Angeles (CA)
P4	Hule	MS 2221	96 in	Tukwillia (WA)

Tupla

Valor del campo (CIUDAD)

PR#	PR NOMBRE	CIUDAD
PR1	Aereo-Space Metals	Pico Rivera
PR2	Ruber and metal	Tukwilla
PR3	Metal Products	Los Angeles

PR#	P#	CANTIDAD
PR1	P1	30
PR2	P2	20
PR2	P4	120
PR3	P3	15
PR3	P4	55

Figura 4.2. Ejemplo de una Base de Datos de una compañía que fabrica componentes de avión.

En cada una de las tablas, los datos de cada renglón se encuentran conectados, por ejemplo, si observamos el primer renglón de la tabla PARTES, nos muestra que el número de parte (P#) es P1, el nombre de parte (P_NOMBRE) es varilla, la especificación es QA 225/6, el tamaño 144 in y la localización de almacenaje (CIUDAD) es Pico Rivera (CA). Se acostumbra escribir los datos de cada tupla entre paréntesis, tal como: (P1, tuerca, rojo, 12, Guadalajara). Los campos de la tabla PARTES son P#, P_NOMBRE, ESPECIFICACION, TAMAÑO y CIUDAD y sus elementos dentro de la tabla, tales como, P1, varilla, etc., son los valores de cada uno de los campos. El dominio del campo P# en la tabla PARTES, lo forman todos los números de partes almacenados para P# en la Base de Datos.

La representación de esta Base de Datos se da de la forma siguiente:

PARTES (P#, P_NOMBRE, ESPECIFICACION, TAMAÑO, CIUDAD)
 PROVEEDORES (PR#, PR_NOMBRE, CIUDAD)
 ENVIOS (PR#, P#, CANTIDAD)

2 Bases de Datos Relacionales

Las Bases de Datos Relacionales convencionales utilizan un modelo de datos para representar y almacenar información, de acuerdo a las necesidades de los usuarios y de la organización. Aún cuando existen varios modelos para realizar esta representación, son tres los más utilizados: modelo jerárquico, modelo de red y modelo relacional. Nos enfocaremos en las Bases de Datos que utilizan el modelo relacional ya que ha sido el modelo más utilizado en la representación de información y ha sido elegido como el fundamento de las Bases de Datos Difusas.

Las Bases de Datos creadas bajo el modelo relacional, son llamadas **Bases de Datos Relacionales**. Una Base de Datos de este tipo, consiste de varias tablas creadas y almacenadas independientemente que se encuentran relacionadas entre sí, a través de dominios comunes.

Las relaciones dentro de la Base de Datos están establecidas dinámicamente por la conexión de tablas que comparten datos en común. Este proceso de conexión es llamado join. Los joins pueden realizarse con campos que compartan el mismo tipo de datos. La siguiente figura ilustra algunas de las relaciones establecidas entre tablas en una Base de Datos de una empresa en particular.

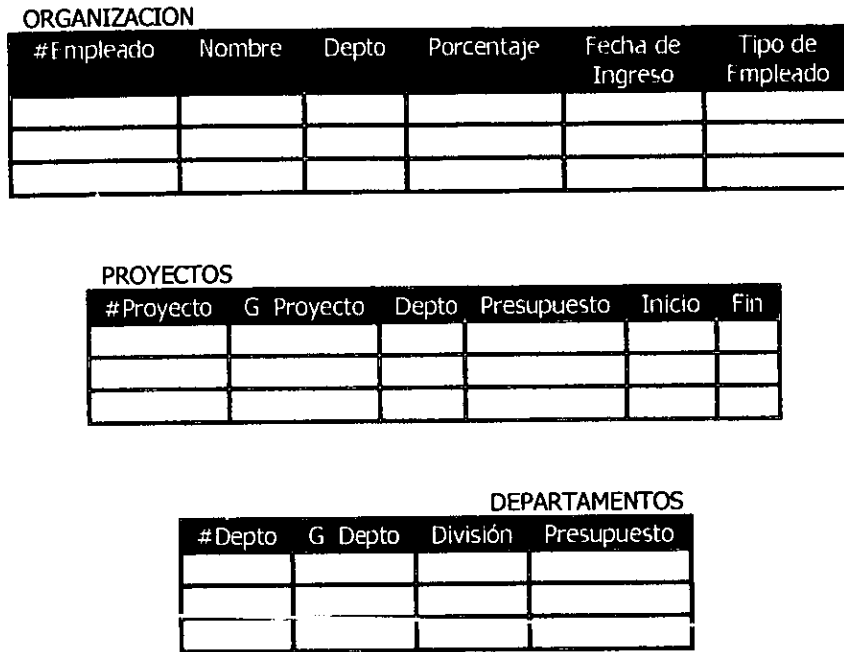


Figura 4.3. Relaciones entre tablas de una Base de Datos

Estas relaciones no sólo permiten un método claro y consistente de vincular información entre diferentes tablas, también proveen una estructura importante para su manipulación. Como ejemplo, el campo Gerente de Departamento (G_Depto) en la tabla PROYECTOS, debe tener un número de empleado (#Empleado) válido, en la tabla ORGANIZACION. Los campos Departamento (Depto) de las tablas ORGANIZACION y PROYECTOS, deben contener un número válido de departamento (#Departamento) de la tabla DEPARTAMENTOS. Por lo tanto una Base de Datos relacional usualmente contiene un número de tablas que son usadas sólo para dar fuerza a la integridad de los datos.

El modelo relacional es adecuado para manejar datos complejos. Dentro de las ventajas que ofrece se encuentran las siguientes:

- Facilidad de añadir, eliminar o actualizar las tablas en la Base de Datos, sin reorganizarla o rediseñarla.
- Modelado de datos de una manera simple y fácilmente entendible.
- Recuperación de datos de alto nivel y lenguajes de manipulación basados en operaciones de conjuntos (álgebra y cálculo relacional).
- Diseño lógico y semántica relacional para la Base de Datos, basada en la teoría de normalización.

Normalización de una Base de Datos

El diseño de una Base de Datos relacional se enfoca alrededor del concepto de formas normales. Una Base de Datos relacional pura debe tener todas sus tablas en forma normal. Una tabla está en una forma normal particular cuando obedece a un conjunto específico de restricciones.

- Primera Forma Normal.- La primera forma normal (1FN) se refiere al hecho de que cada campo en una tabla consiste de un solo valor. Esto significa que la intersección de cualquier renglón y campo en una tabla contiene un solo dato. La siguiente figura ilustra una tabla (ventas por producto entre región) que no se encuentra en primera forma normal.

Campo

VENTAS

Región	Producto	Rentas(24)	Pedidos_R(24)

Registro

Figura 4.4. Una tabla que no se encuentra en primera forma normal

En esta tabla, los campos Rentas y Pedidos_R (rechazados o arruinados) para los 24 meses anteriores son especificados como arreglos. Los campos Región y Producto forman la única llave o identificador de esta tabla. Los campos Rentas y Pedidos_R violan la primera forma normal. Podemos convertir esto a primera forma normal haciendo los valores de índice de estos campos explícitos y convertirlos en parte de una llave única para la tabla. La siguiente figura muestra cómo la tabla puede ser reorganizada en primera forma normal. Cada valor mensual separado de las cantidades de Rentas y Pedidos_R en la tabla ventas es almacenado en un registro separado.

Campo

VENTAS

Región	Producto	Mes/Año	Rentas	Pedidos R

Registro

Identificador único

Figura 4.5. Una tabla en primera forma normal

La tabla 4.2 muestra una pequeña porción de la tabla VENTAS con Rentas regionales y Pedidos_R por mes y año. Los índices implícitos de los arreglos han llegado a ser una llave y un único identificador de una región, producto y combinación mensual.

VENTAS

Región	Producto	Mes/Año	Rentas	Pedidos R
Este	Prod_1	Ene94	19765.44	17
Este	Prod_1	Feb94	23005.83	8
Este	Prod_1	Mar94	24335.91	5
Este	Prod_1	Abr94	24506.04	0
Este	Prod_1	May94	23811.92	0
Este	Prod_1	Jun94	23527.88	7
Este	Prod_1	Jul94	20053.49	2

Tabla 4.2. Una tabla en primera forma normal (ventas en la región este).

Esta es la forma más simple de normalización. Existen por lo menos tres diferentes niveles de normalización relacional, cada una específica una relación diferente entre los datos y la estructura de la tabla.

- Segunda Forma Normal.- Una tabla está en segunda forma normal (2FN) cuando está también en primera y cada campo que no es llave es completamente dependiente de la llave primaria. La falta de restricción de tablas en segunda forma normal es aún un problema más común que la de la primera forma normal. La siguiente figura muestra una tabla PROYECTOS que no se encuentra en segunda forma normal.

Campos
Departamento

PROYECTOS

#Proyecto	G Proyecto	Depto	G Depto	Presupuesto	Inicio	Fin

Registro

Figura 4.6. Una tabla que tiene un campo con problemas de dependencia

Cuando una tabla no se encuentra en segunda forma normal puede generar serias formas de mantenimiento anómalas. En el ejemplo de la figura anterior, el gerente de departamento y su propio departamento es guardado en el mismo renglón. Si existen cambios en el campo de gerentes de departamento, entonces cada ocurrencia de gerente de departamento en cada renglón afectado de la tabla, debe ser encontrada y cambiada. En segunda forma normal, el campo Departamento es usada para encontrar el departamento en la tabla DEPARTAMENTOS. Esta tabla de departamentos contiene una entidad para cada departamento con el gerente de departamento correspondiente. La siguiente figura muestra la tabla PROYECTOS en segunda forma normal.

PROYECTOS

#Proyecto	G Proyecto	Depto	Presupuesto	Inicio	Fin

DEPARTAMENTOS

#Depto	G Depto	División	Presupuesto

Figura 4.7. Tabla de PROYECTOS en segunda forma normal (2FN)

- Tercera Forma Normal.- La tercera forma normal es un refinamiento de la segunda forma normal. Una tabla está en (3FN) cuando cada campo que no es llave es mutuamente independiente y también completamente dependiente de las llaves principales de las tablas. Entonces la tabla PROYECTOS mostrada en la figura 4.8 se encuentra en 2FN y 3FN. Para asegurarse que una tabla se encuentra en 3FN, se debe entender el significado intencional tanto de cada campo como de la colección de llaves primarias.

3 Consultas Convencionales a través de SQL

Para la recuperación de datos de una Base de Datos convencional, se diseñó un lenguaje estructurado de consultas llamado **SQL** (Structured Query Language), que provee un conjunto completo de instrucciones para acceder y manipular una Base de Datos relacional.

Lógica y Selección Intencional:

SQL es una herramienta poderosa para consultar Bases de Datos relacionales. En este tipo de lenguaje la lógica de la consulta reside en las expresiones de la cláusula WHERE. El resultado de la evaluación de dichas expresiones, debe ser verdadero con la intención de seleccionar uno o más registros.

La lógica de una evaluación en SQL no es booleana, ya que un campo de la Base de Datos puede tener valores nulos, por tal motivo, SQL soporta tres valores lógicos: verdadero, falso y desconocido. Los campos que no tiene valores asignados retornan un estado desconocido.

		P ₂		
		Verdadero	Falso	Desconocido
P ₁	Verdadero	Verdadero	Falso	Desconocido
	Falso	Falso	Falso	Desconocido
	Desconocido	Desconocido	Desconocido	Desconocido

Figura 4.10. Tabla AND para tres valores lógicos en SQL

La cláusula SELECT

En SQL, el acceso o recuperación de información en la Base de Datos es hecho a través de la cláusula SELECT mientras que la manipulación de la información es hecha a través de las cláusulas DELETE, INSERT y UPDATE.

La sintaxis de la cláusula SELECT en SQL puede ser complicada y extensa, al involucrar:

- La unión de múltiples tablas.
- Cláusulas SELECT recursivas llamadas subconsultas (subqueries).
- Consultas que involucran un grupo de registros utilizando las cláusulas HAVING y GROUP BY.
- Alias (banderas para enunciados que pueden ser unidos a una Base de Datos en la misma tabla).

Sin embargo su sintaxis básica es:

```
SELECT campo1, campo2, ..., campon
FROM id_tabla1, ..., id_tablak
WHERE expresión1 [AND/OR] expresión2 ..., expresiónj
```

Donde:

- SELECT** Selecciona un conjunto de campos de una o más tablas específicas escritas en el orden en que necesitan aparecer en la consulta. Si existe alguna ambigüedad en los nombres de los campos (tales como un campo con el mismo nombre existiendo en dos o más tablas específicas) entonces el nombre del campo es precedido con el nombre de la tabla.
- FROM** Selecciona una lista de tablas. El orden en el cual las tablas son especificadas no es importante, pero todas las tablas deben ser incluidas.
- WHERE** Es el centro del proceso de consulta a una Base de Datos y también es el centro de atención de las operaciones difusas en una Base de Datos. La cláusula WHERE en SQL desarrolla dos funciones:
 1. Selecciona renglones de una tabla en base a una condición específica.
 2. Conecta o une tablas con campos en común, en relación a condiciones específicas

Para ilustrar lo anterior, consideremos la siguiente consulta convencional para seleccionar los proyectos de sistemas con un presupuesto mayor a \$10,000.00.

```
SELECT Proyecto
FROM PROYECTOS
WHERE Depto = "Sistemas"
AND Presupuesto > 10000;
```

Si cualquiera de los campos tiene un índice, SQL automáticamente lo utiliza para reducir el espacio de búsqueda.

Cuando se requiere la unión de dos tablas, por ejemplo para seleccionar a las personas que son gerentes de proyecto dentro de la compañía, se genera la siguiente expresión:

```
SELECT ORGANIZACION.Nombre
FROM PROYECTOS, ORGANIZACIÓN
WHERE PROYECTOS.G_Proyecto = ORGANIZACION.Nombre;
```

que origina la unión de las tablas PROYECTOS y ORGANIZACION comparando el campo G_Proyecto en la primera tabla con el campo Nombre en la segunda tabla. Sólo los renglones en cada tabla que satisfacen las condiciones de la consulta son retornados por la consulta.

4 Índices Secundarios

En un sistema de base de datos existen otras facilidades que ayudan a mejorar el desempeño y extender sus capacidades. Dentro de estas facilidades se encuentran los índices secundarios.

Además de que las llaves primarias son usadas para mantener la exclusividad de que los registros sean únicos, una tabla puede tener muchos índices secundarios. Estas estructuras de índices proveen acceso para colocar registros dentro de una tabla basados en ocurrencias generalmente no-únicas. Como ejemplo, en la tabla PROYECTOS, podemos encontrar que todos los proyectos pertenecen a un grupo de departamento particular (Depto) o son asignados a un específico conjunto de gerentes de proyecto (G_Proyecto). Estos campos, sin embargo, no son componentes de la llave primaria. Por lo tanto, si deseamos encontrar un conjunto de proyectos en el departamento Ingeniería asignados a Martínez como el gerente de proyecto, debemos leer cada registro en la tabla. Debido a que nos gustaría de alguna forma localizar todos los registros con estos campos sin leer el archivo físico, podemos utilizar un índice secundario para este propósito.

Un índice secundario contiene un valor único para un campo y, asignados a este valor, las llaves primarias de todos los registros en el archivo que tiene este valor en el campo correspondiente. De esta forma podemos encontrar un valor para gerente de proyecto, digamos Martínez, realizando el acceso directamente en cada renglón que tiene este valor en el campo G_Proyecto. La siguiente figura muestra el índice secundario para los campos G_Proyecto y Depto:

Finanzas	P01	P45	
Sistemas	P07	P19	P11

PROYECTOS

#Proyecto	G_Proyecto	Depto	Presupuesto	Inicio	Fin

Navarro	P19	P33	P11	
Martínez	P03	P07	P17	P24
Rivera	P01	P06		

Figura 4.8. Trayectoria de índices secundarios en el manejo de Proyecto y Departamento

Por ejemplo los índices secundarios para el campo Depto son:

Valor único	Llave primaria de los registros que tienen ese "valor único" en el campo Depto		
Finanzas	P01	P45	
Sistemas	P07	P19	P11

Tabla 4.3. Indices Secundarios del campo Depto.

Por lo tanto un índice secundario está formado por:

Índice Secundario	
Valor único	Llave primaria de los registros que tienen ese "valor único" en el campo correspondiente.

Tabla 4.4. Composición de un Índice Secundario.

El manejo de un índice secundario retorna una cantidad de ocurrencias múltiples, así como también, la lista de identificadores. Esta lista le permite al sistema desarrollar operaciones lógicas. Por lo que las expresiones de acceso tales como:

Encontrar proyectos donde G_Proyecto sea "Martínez" y Depto sea "Sistemas";

produce dos listas, una que contiene los identificadores del proyecto manejado por Martínez, y otra que contiene los identificadores del proyecto para el departamento Sistemas. Los índices secundarios pueden ser usados para seleccionar arbitrariamente listas complejas tales como:

Encontrar proyectos donde G_Proyecto sea ("Rivera", "Martínez")
 y Depto sea "Finanzas"
 y Inicio sea "10/01/2000"

En este ejemplo se recupera una lista de todos los identificadores de proyecto manejados por Rivera o Martínez del índice secundario G_Proyecto. Una segunda lista conteniendo todos los proyectos en el departamento Finanzas, se genera del índice secundario Depto. Y una tercera lista es generada del índice secundario Inicio, conteniendo todos los proyectos iniciados el 10/01/2000. La intersección generada por el operador AND dentro de las tres listas se utiliza para generar una lista de identificadores de proyectos que satisfagan el criterio de selección. El procesador de índices generalmente selecciona ítems (valores) en el índice basados en la igualdad del valor requerido, contenidos en el campo correspondiente (tales como depto contenidos en "Sistemas"), o comparaciones de cantidades mayores o menores a una valor específico.

En consultas con más de dos expresiones, el manejo de índices secundarios se realiza primeramente generando una lista de registros candidatos para cada expresión, posteriormente, de acuerdo al operador utilizado se evalúan las listas que se hayan generado, para obtener los registros que satisfacen las condiciones de la consulta.

5 Arquitectura de Índices

Las listas de valores únicos o de múltiples ocurrencias, se encuentran en archivos de direccionamiento separados, en las bases de datos relacionales. Esto significa que podemos rápidamente localizar cualquier valor único debido a que este valor es simplemente una llave primaria en una relación. Una vez que un valor único es encontrado, la cadena de ocurrencias múltiples puede ser recuperada. La siguiente figura muestra el esquema general de un índice secundario.

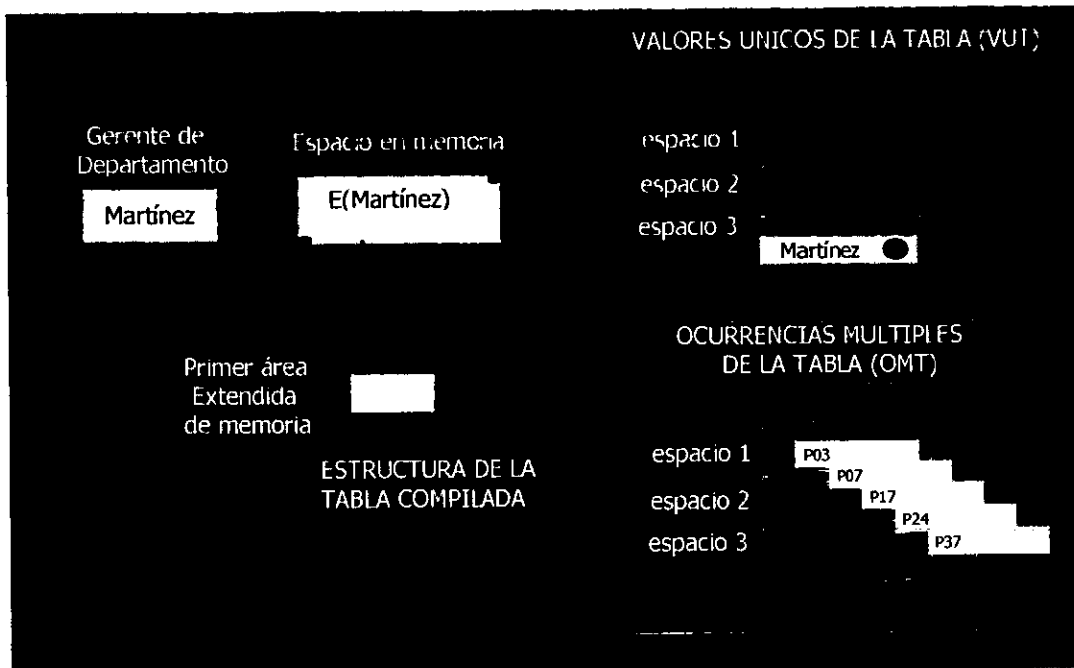


Figura 4.9. Arquitectura de un índice secundario

Cada renglón en la tabla de valores únicos (VUT) contiene un valor del campo, una cantidad de múltiples ocurrencias, y alguna otra información estadística y de control. La llave contiene un valor único por sí misma.

La tabla de múltiples ocurrencias (OMT) contiene los índices de referencia actuales. Esta relación está formada por el valor único y la llave primaria de la tabla asociada, y está formada de un valor único. Todos los valores de los índices para un dato son localizados en la misma región del espacio de tabla y pueden ser rápidamente recuperados.

III. EXPLOTACIÓN DE UNA BASE DE DATOS UTILIZANDO LOGICA DIFUSA

Los modelos de Bases de Datos convencionales no han sido suficientemente buenos, hasta el momento, para almacenar, recuperar y procesar los datos ambiguos que existen en el mundo real por lo que han surgido las Bases de Datos que utilizan Lógica Difusa, para manejar apropiadamente este tipo de información y proporcionar una estructura al proceso de consultas, utilizando conjuntos difusos para ensanchar la evaluación de las especificaciones en la cláusula WHERE, y de esta forma obtener más del significado principal de la consulta. Estas Bases de Datos son una extensión del modelo relacional y su estructura difiere de acuerdo al tipo de ambigüedad que se intente expresar y manipular.

1 Métodos y Conceptos de Lógica Difusa Aplicados en Base de Datos

El lenguaje de consultas SQL definido anteriormente, se utiliza también para la recuperación de datos cuando la consulta es de naturaleza difusa, esto es, cuando se utiliza lógica difusa para definir las condiciones de una consulta.

Para ilustrar la diferencia entre consultas difusas y convencionales utilizaremos la siguiente tabla denominada EMPLEADOS de la Base de Datos de una pequeña compañía, donde el campo Salario está definido en pesos.

EMPLEADOS

#Empleado	Edad	Salario
E ₁	30	28,000
E ₂	25	24,000
E ₃	30	35,000
E ₄	34	38,000
E ₅	20	24,000
E ₆	55	76,000
E ₇	25	30,000
E ₈	40	80,000

#Empleado	Edad	Salario
E ₉	36	42,000
E ₁₀	54	65,000
E ₁₁	38	40,000
E ₁₂	28	34,000
E ₁₃	46	50,000
E ₁₄	50	110,000
E ₁₅	63	40,000
E ₁₆	42	72,000

Tabla 4.5. Tabla EMPLEADOS de la Base de Datos de una pequeña compañía.

2 Recuperación de datos en forma convencional.

Como ejemplo consideremos una búsqueda de los empleados con edades maduras, considerando que la edad madura se encuentra definida por el intervalo [35, 45] en una escala medida en años.

La consulta convencional involucra los campos: #Empleado y Edad, de la forma siguiente:

```
SELECT #Empleado
FROM EMPLEADOS
WHERE 35 ≤ Edad ≤ 45
```

La tabla 4.4 muestra el resultado de la consulta.

#Empleado	Edad
E ₈	40
E ₉	36
E ₁₁	38
E ₁₆	42

Tabla 4.6. Resultado de la búsqueda convencional de empleados con edades maduras.

En ella podemos observar que aunque los cuatro empleados mostrados cumplen la condición establecida en la consulta, el empleado E₈, que se encuentra a la mitad del intervalo es el más apropiado para el objetivo de la consulta.

Sin embargo, realmente la expresión de la cláusula WHERE ¿captura el objetivo de la consulta?. La edad madura de una persona ¿se alcanza precisamente de los 35 a los 45 años de edad?. Existe la posibilidad de que los empleados E₄ con edad de 34 años y E₁₃ con edad de 46 años puedan ser de interés.

Para incluirlos, dentro del resultado de la consulta tendríamos que cambiar los límites de la consulta. Si asumimos que el nuevo intervalo es [30, 50], entonces se agregan al resultado cinco empleados más E₁, E₃, E₁₃, E₁₄ y E₁₆. Pero los empleados E₁ (edad 30), E₃ (edad 30), E₁₄ (edad 50) quienes están en los límites del intervalo, califican de la misma forma en la lista de empleados con edades maduras como el empleado E₈ (edad 40).

Al cambiar los límites de la consulta, se puede apreciar que siempre existirán empleados que se encuentren muy cerca de los límites pero que serán excluidos por no pertenecer al intervalo. Por lo tanto, cambiar el límite del criterio de selección, no es la solución al problema, porque puede alejarnos de objetivo principal de la consulta y dejar de distinguir entre los candidatos que son altamente representativos de aquéllos que sólo lo son parcialmente. Además una extensión del intervalo a [25, 55], incluiría a los empleados E₂ (edad 25), E₇ (edad 25) y E₁₀ (edad 54); pero ¿quién aceptaría a una persona de 25 años para ser caracterizada con una persona con edad madura?.

Encontramos dificultades similares al elaborar una consulta para seleccionar empleados con salario alto definido como \$80,000 o más. Esta consulta involucra a los campos #Empleado y Salario, de la manera siguiente:

```
SELECT #Empleado
FROM EMPLEADOS
WHERE Salario ≥ 80,000
```

La búsqueda produce la siguiente tabla con sólo dos empleados:

#Empleado	Salario
E ₈	80,000
E ₁₄	110,000

Tabla 4.7. Resultado de la consulta convencional de empleados con salario alto.

El empleado E₆ (salario 76,000), se encuentra muy cerca de ser considerado, pero por tener un salario menor del establecido, no califica dentro del resultado. Como vimos anteriormente, la solución no se encuentra en modificar los límites definidos, sino más bien en aceptar que los campos Edad y Salario pueden ser mejor definidos reconociendo su naturaleza difusa.

3 Recuperación de datos de forma difusa

Para obtener verdaderamente un resultado de acuerdo al objetivo de las consultas, nos auxiliaremos de la lógica difusa, que considera a los campos de la Base de Datos que pueden ser definidos por diferentes adjetivos, o conjuntos difusos. De la tabla EMPLEADOS, podemos observar que los campos Edad y Salario

son difusos, es decir son variables lingüísticas que pueden ser descritas por un número diferente de adjetivos o conjuntos difusos, lo que depende del contexto en el cual se utilicen y del experto que los define.

Existen dos puntos importantes en toda consulta difusa: la descomposición de campos en sus respectivos conjuntos difusos y la asignación de un punto de partida para seleccionar sólo los registros de interés dentro de la consulta definido como Alfa Cut.

Descomposición de campos en sus respectivos Conjuntos Difusos

Para realizar una consulta difusa en una Base de Datos relacional, necesitamos descomponer estos campos en conjuntos difusos tal como se muestra en la siguiente figura:

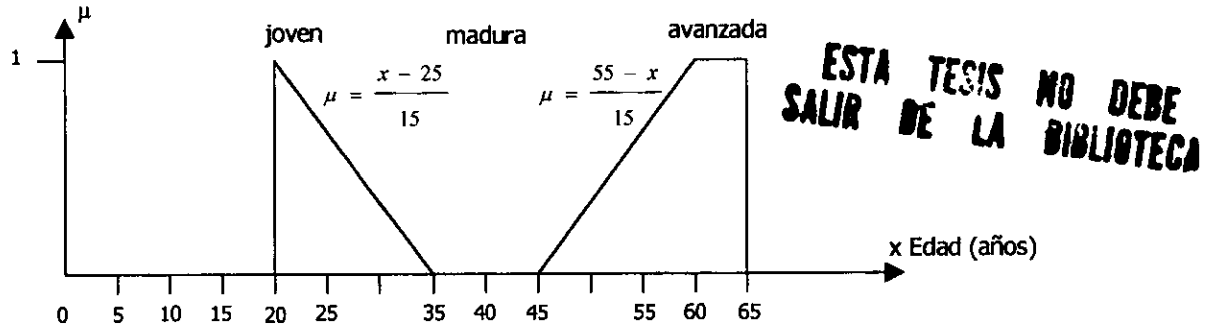


Figura 4.11. Conjuntos Difusos de la variable lingüística Edad

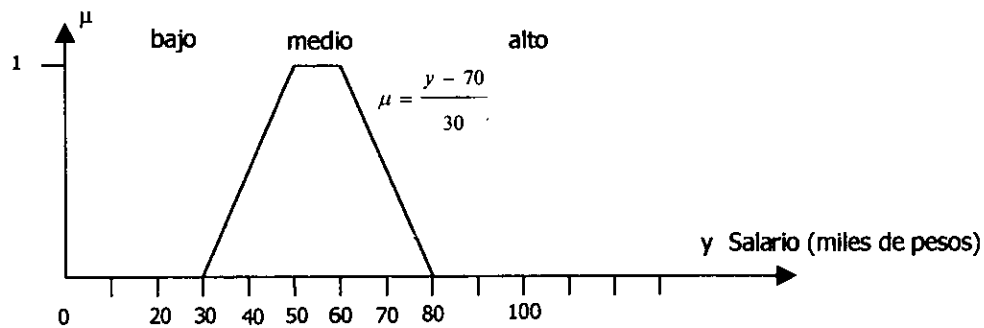


Figura 4.12. Conjuntos Difusos de la variable lingüística Salario

Las funciones de pertenencia de los conjuntos difusos en las figuras anteriores se traslapan parcialmente en los conjuntos edad y salario. En la primera figura no existe traslape en los intervalos [15, 25], [35, 45] y [55, 65]; en la segunda figura no existe traslape en los intervalos [20, 30], [40, 70] y [80, 100]. El traslape de los conjuntos difusos depende de la opinión de los expertos, estos son definidos de acuerdo a situaciones particulares o específicas.

4 Asignación del punto de partida o Alfa Cut

El punto de partida Alfa Cut es un componente importante en una consulta difusa al filtrar los registros significativos para la consulta de los que no lo son. El punto de partida Alfa Cut es utilizado en la mayoría de las consultas difusas como un valor asignado entre 0 y 1. Cualquier grado de pertenencia de un registro menor a este valor o punto de partida será excluido. Un Alfa Cut alto (cercano a uno) permite obtener los registros que son altamente compatibles con la intención de la consulta, mientras que un Alfa Cut bajo (cercano a 0) filtra los registros que son débilmente compatibles con la intención de la consulta.

A continuación realizaremos dos consultas difusas involucrando sólo un campo difuso.

Consulta 1. Seleccionar los empleados que se encuentran en edad madura.

```
Con un Alfa Cut de 0.1
SELECT #Empleado
FROM EMPLEADOS
WHERE Edad ES madura
```

Tenemos que evaluar cada registro del campo Edad con el conjunto difuso madura para calcular el correspondiente grado de pertenencia. El conjunto difuso madura es representado por una figura triangular en el intervalo [25, 55].

Los registros en el dominio Edad que caen en el intervalo:

$$x \text{ en } \mu = \frac{x - 25}{15} \text{ para } 25 < x < 40 \text{ y } \mu = \frac{55 - x}{15} \text{ para } 40 < x < 55$$

producen los grados de pertenencia de cada registro, los cuales se muestran en la siguiente tabla, donde la abreviación GP significa Grado de Pertenencia:

#Empleado	Edad en "madura"	Edad	GP	Rechazado por Alfa Cut
E ₈	40		1.00	
E ₁₁	38		0.87	
E ₁₆	42		0.87	
E ₉	36		0.73	
E ₄	34		0.60	
E ₁₃	46		0.60	
E ₁	30		0.33	
E ₃	30		0.33	
E ₁₄	50		0.33	
E ₁₂	28		0.20	
E ₁₀	54		0.07	Rechazado: 0.07 < 0.1

Tabla 4.8. Evaluación de registros que cumplen con la consulta difusa para empleados con edad madura.

Sin embargo, tomando en cuenta el Alfa Cut definido para esta consulta, el empleado E₁₀ al tener un grado de pertenencia de 0.07 se encuentra por debajo del punto de partida establecido, y corresponde en muy poco grado al conjunto difuso madura, por lo que en este caso, se decide excluirlo debido a que su grado de pertenencia prácticamente es reducido a cero. Por lo que el resultado de la consulta es:

#Empleado	Grado de Pertenencia
E ₈	1.00
E ₁₁	0.87
E ₁₆	0.87
E ₉	0.73
E ₄	0.60
E ₁₃	0.60
E ₁	0.33
E ₃	0.33

E ₁₄	0.33
E ₁₂	0.20

Tabla 4.9. Resultado de la consulta difusa para empleados con edad madura, aplicando un Alfa Cut de 0.1.

El empleado E₈ es completamente miembro del conjunto difuso madura con grado de pertenencia de 1. Los empleados E₁₁ y E₁₆ son casi completamente miembros con grado de 0.87, el empleado E₉ está cerca de ser completamente miembro con grado 0.73. En contraste, cuando la consulta convencional fue usada, aquéllos empleados tenían estatus iguales de Edad madura. En el caso del intervalo extendido [30, 50] (consulta convencional), los empleados E₃ y E₁₄ quienes tenían el mismo estatus que el empleado E₈, ahora cuando la consulta es difusa la pertenencia a Edad madura es sólo en un grado de 0.33.

Un Alfa Cut alto fuerza a una alta compatibilidad entre los registros seleccionados y la consulta, mientras un Alfa Cut bajo permite una interpretación muy amplia del concepto de la consulta. Un Alfa Cut de 0.5, produce una lista más pequeña de empleados candidatos como se muestra a continuación:

Con un Alfa Cut de 0.5
 SELECT #Empleado
 FROM EMPLEADOS
 WHERE Edad ES madura

#Empleado	Edad en "madura" Edad	Rechazado por Alfa Cut GP	
E ₈	40	1.00	
E ₁₁	38	0.87	
E ₁₆	42	0.87	
E ₉	36	0.73	
E ₄	34	0.60	
E ₁₃	46	0.60	
E ₁	30	0.33	Rechazado: 0.33 < 0.5
E ₃	30	0.33	Rechazado: 0.33 < 0.5
E ₁₄	50	0.33	Rechazado: 0.33 < 0.5
E ₁₂	28	0.20	Rechazado: 0.20 < 0.5
E ₁₀	54	0.07	Rechazado: 0.07 < 0.5

Tabla 4.10. Evaluación de registros que cumplen con la consulta difusa para empleados con edad madura.

Por lo que el resultado de la consulta es:

#Empleado	Grado de Pertenencia
E ₈	1.00
E ₁₁	0.87
E ₁₆	0.87
E ₉	0.73
E ₄	0.60
E ₁₃	0.60

Tabla 4.11. Resultado de la consulta difusa para empleados con edad madura, aplicando un Alfa Cut de 0.5.

Consulta 2. Seleccionar aquéllos empleados con salario alto:


```

Con un Alfa Cut de 0.1
SELECT #Empleado
FROM EMPLEADOS
WHERE Salario ES Alto

```

El conjunto difuso alto tiene un grado de pertenencia de cero para valores menores o iguales a 70,000. Los salarios arriba de 70,000 califican como altos en varios grados. Los registros 76000, 80000, 110000 y 72000 dentro del campo Salario tienen que ser sustituidos por:

$$y \text{ en } \mu = \frac{y - 70}{30} \text{ para } 70 < y < 100.$$

Para $y \geq 100$ el grado es 1. La consulta produce los siguientes grados de pertenencia:

#Empleado	Salario alto	Grado de Pertenencia
E ₁₄	110,000	1.00
E ₈	80,000	0.33
E ₆	76,000	0.20
E ₁₆	72,000	0.07

Tabla 4.12. Evaluación de registros que cumplen con la consulta difusa para empleados con salario alto.

Debido al Alfa Cut definido, se excluye al empleado E₁₆ con un grado de pertenencia por debajo de 0.1. Por lo que el resultado de la consulta es:

#Empleado	Grado de Pertenencia
E ₁₄	1.00
E ₈	0.33
E ₆	0.20

Tabla 4.13. Resultado de la consulta difusa para empleados con salario alto, aplicando un Alfa Cut de 0.1.

Ahora comparemos este último resultado con el de la consulta convencional. El empleado E₁₄ es completamente miembro del conjunto difuso Salario alto, el empleado E₈ tiene un grado de pertenencia de 0.33, y por tanto un salario que es un poco alto. De acuerdo a la consulta convencional, los empleados E₁₄ y E₈ tienen igual pertenencia en el conjunto no difuso (convencional, crisp) Salario $\geq 80,000$. El empleado E₆ está incluido en este último resultado pero no en la consulta convencional. Mientras la consulta convencional tiene que especificar un rígido salario (80,000) como un límite inferior, abajo del cual los salarios no califican como altos, la consulta difusa utiliza grados del conjunto difuso alto, que puede incluir por consideración salarios cercanos a 80,000.

5 Métodos para la evaluación de dos o más expresiones en una Consulta Difusa

En la práctica las consultas a Bases de Datos involucran predicados más complejos que el mostrado en los ejemplos anteriores. Una consulta difusa a través de SQL debería involucrar varios campos de la Base de Datos. Cuando se utilizan expresiones complejas, la compatibilidad de la consulta se mide evaluando todas las proposiciones difusas de la cláusula WHERE. Existen tres métodos para tal efecto:

Mínimo (AND)

La técnica difusa AND trata cada expresión como un enunciado independiente. Una consulta se satisface sólo si todas las expresiones contribuyen para el objetivo de la consulta. La contribución a la consulta es evaluada tomando el mínimo grado de pertenencia para cada expresión.

Una dificultad significativa de este método es su sensibilidad a expresiones que tienen grado de pertenencia igual a 0 (incluidos aquéllos que se encuentran por abajo del Alfa Cut). Si alguna de las expresiones tiene grado de pertenencia 0, la composición de todas las expresiones involucradas también será 0. Dependiendo de la naturaleza de la petición, esto puede ser una fuerte restricción en la semántica de la consulta.

Cuando el número de predicados contenidos en la cláusula WHERE se incrementa, la probabilidad de que el resultado de la consulta sea nulo (debido a cada renglón evaluado que tenga grado de pertenencia cero) por medio de éste método se incrementa también rápidamente.

$$\mu_{\text{consulta}}[X] = \bigwedge_{i=0}^N \text{MIN}(\mu_{\text{exp}_i}[x])$$

Evaluación de la consulta difusa por medio del método difuso AND.

Máximo (OR)

La técnica difusa OR evalúa cada expresión como un enunciado independiente. Una consulta se satisface sólo si al menos una expresión contribuye al propósito de la consulta. La contribución a la consulta es evaluada tomando el máximo grado de pertenencia para cada expresión.

Este método permite tener una lista mayor de candidatos, ya que no ejerce una fuerte restricción dentro de la consulta. Al realizar la evaluación de candidatos por medio de este método, si una expresión dentro de la cláusula WHERE es verdadera, el registro formará parte del resultado, no importando si sus expresiones restantes tienen un grado de pertenencia de cero.

$$\mu_{\text{consulta}}[X] = \bigvee_{i=0}^N \text{MAX}(\mu_{\text{exp}_i}[x])$$

Evaluación de la consulta difusa por medio del método difuso OR.

Promedio

Este método obtiene el promedio de los grados de pertenencia de todas las expresiones involucradas en la cláusula WHERE. Se enfoca en cada expresión como un enunciado independiente, pudiendo seleccionar renglones que tengan un grado de pertenencia de cero en una expresión, pero un alto grado de pertenencia en otra. Un grado de pertenencia débil en la contribución de una expresión puede ser compensado por una expresión con un fuerte grado de pertenencia. Esta contribución a la consulta es evaluada tomando el promedio de los grados de pertenencia para cada expresión.

$$\mu_{\text{consulta}}[X] = \frac{\sum_{i=0}^N \mu_{\text{exp}_i}[x]}{N}$$

Evaluación de la consulta difusa por medio del método difuso Promedio.

Este método es generalmente insensible a consultas con predicados complejos donde una de las expresiones tenga grado de pertenencia igual a 0. Esto es, una expresión fuertemente compatible junto con muchas débilmente compatibles puede producir un grado más alto del esperado.

Toda consulta difusa puede estar formada por alguno de los métodos anteriores o incluso por una combinación de ellos.

Enseguida se presentan algunos ejemplos de consultas difusas utilizando los métodos antes descritos:

Consulta 3. Seleccionar aquéllos empleados cuya Edad es madura y Salario es alto:

```

Con un Alfa Cut de 0.1
SELECT #Empleado
FROM EMPLEADOS
WHERE Edad ES madura
      AND Salario ES Alto
    
```

En esta consulta existen tres campos; #Empleado (campo no difuso), Edad y Salario (campos difusos) conectados por medio del operador AND. Para facilitar la consulta combinamos la tabla 4.6 con la tabla 4.10 dentro de una, conteniendo los grados de pertenencia de Salario alto y Edad madura.

La finalidad es establecer una lista de empleados que satisfagan varios grados de la consulta. A continuación se muestra la evaluación de los registros para esta consulta:

#Empleado	Edad	GP(Edad Madura)	Salario	GP(Salario Alto)	AND
E ₁	30	0.33	28,000	0	0
E ₂	25	0	24,000	0	0
E ₃	30	0.33	35,000	0	0
E ₄	34	0.60	38,000	0	0
E ₅	20	0	24,000	0	0
E ₆	55	0	76,000	0.2	0
E ₇	25	0	30,000	0	0
E ₈	40	1.0	80,000	0.33	0.33
E ₉	36	0.73	42,000	0	0
E ₁₀	54	0.07	65,000	0	0
E ₁₁	38	0.	40,000	0	0
E ₁₂	28	0.20	34,000	0	0
E ₁₃	46	0.60	50,000	0	0
E ₁₄	50	0.33	110,000	1.00	0.33
E ₁₅	63	0	40,000	0	0
E ₁₆	42	0.87	72,000	0.07	0.07

Tabla 4.14. Evaluación de registros que cumplen con la consulta difusa para empleados con edad madura y salario alto.

Para el primer registro podemos observar que el empleado E₁ tiene los grados de pertenencia $\mu_{madura}(30) = 0.33$ y $\mu_{alto}(28) = 0$ en los conjuntos difusos Edad madura y Salario alto, respectivamente. El grado para el cual el empleado E₁ satisface la consulta es $\min(0.33,0) = 0$. Por lo tanto E₁ no está incluido en el resultado. Esto es verdadero para los empleados que tienen por lo menos un valor de pertenencia igual a cero. Sólo los empleados de las tuplas 8,14, cumplen con las condiciones de la consulta. Para E₈, $\min(1.00, 0.33) = 0.33$; para E₁₄, $\min(0.33, 1.00) = 0.33$. El empleado E₁₆ no está incluido en el resultado debido a que tiene un grado de pertenencia por debajo del Alfa Cut establecido, $\min(0.87, 0.07) = 0.07$. Los resultados mostrados

en la tabla anterior, reflejan el grado de pertenencia de cada empleado en el resultado de la consulta. El resultado de la consulta se muestra a continuación:

#Empleado	Edad	GP(Edad Madura)	Salario	GP(Salario Alto)	AND
E ₈	40	1.0	80,000	0.33	0.33
E ₁₄	50	0.33	110,000	1.00	0.33

Tabla 4.15. Resultado de la consulta difusa para empleados con edad madura y salario alto, aplicando un Alfa Cut de 0.1.

El hecho de que el grado de pertenencia en el resultado no pueda ser más fuerte (más grande) que el más débil (el más pequeño) de los grados individuales es un requerimiento conservador. En algunos casos esto puede ser una restricción severa en la consulta. Por ejemplo si un grado de pertenencia en un conjunto difuso es cero no importa el valor del grado de pertenencia en otros conjuntos, el grado de pertenencia en el resultado es cero. Esto explica porque en la tabla 4.12, el campo AND tiene sólo tres grados de pertenencia diferentes de cero, y uno de ellos no forma parte del resultado debido al Alfa Cut.

Consulta 4. Seleccionar aquéllos empleados que tengan Edad madura o Salario alto.

Con un Alfa Cut de 0.1

```
SELECT #Empleado
FROM EMPLEADOS
WHERE Edad ES madura
      OR Salario ES Alto.
```

La evaluación de cada uno de los registros se muestra en la tabla siguiente:

#Empleado	Edad	GP(Edad Madura)	Salario	GP(Salario Alto)	OR
E ₁	30	0.33	28,000	0	0.33
E ₂	25	0	24,000	0	0
E ₃	30	0.33	35,000	0	0.33
E ₄	34	0.60	38,000	0	0.6
E ₅	20	0	24,000	0	0
E ₆	55	0	76,000	0.2	0.20
E ₇	25	0	30,000	0	0
E ₈	40	1.0	80,000	0.33	1.00
E ₉	36	0.73	42,000	0	0.73
E ₁₀	54	0.07	65,000	0	0.07
E ₁₁	38	0.	40,000	0	0.87
E ₁₂	28	0.20	34,000	0	0.20
E ₁₃	46	0.60	50,000	0	0.60
E ₁₄	50	0.33	110,000	1.00	1.00
E ₁₅	63	0	40,000	0	0
E ₁₆	42	0.87	72,000	0.07	0.87

Tabla 4.16. Evaluación de registros que cumplen con la consulta difusa para empleados con edad madura o salario alto.

En esta consulta los campos difusos Edad y Salario están conectados por medio del operador OR. El resultado estará formado por los empleados que se encuentran en la tabla 4.6 o 4.10, o en ambas. Por ejemplo para el empleado E₁, $\max(0.33, 0) = 0.33$, para E₂, $\max(0, 0) = 0$, E₃, $\max(0.33, 0) = 0.33$, E₄, $\max(0.60, 0) = 0.60, \dots$, para E₁₆, $\max(0.87, 0.07) = 0.87$. El empleado E₁₀ no se incluye por tener un grado de pertenencia menor al Alfa Cut establecido. El resultado de la consulta es:

#Empleado	Edad	GP(Edad Madura)	Salario	GP(Salario Alto)	OR
E ₁	30	0.33	28,000	0	0.33
E ₃	30	0.33	35,000	0	0.33
E ₄	34	0.60	38,000	0	0.6
E ₆	55	0	76,000	0.2	0.20
E ₈	40	1.0	80,000	0.33	1.00
E ₉	36	0.73	42,000	0	0.73
E ₁₁	38	0.	40,000	0	0.87
E ₁₂	28	0.20	34,000	0	0.20
E ₁₃	46	0.60	50,000	0	0.60
E ₁₄	50	0.33	110,000	1.00	1.00
E ₁₆	42	0.87	72,000	0.07	0.87

Tabla 4.17. Resultado de la consulta difusa para empleados con edad madura o salario alto, aplicando un Alfa Cut de 0.1.

En conclusión, los números en los campos AND y OR indican el grado en que los empleados satisfacen la consulta correspondiente. El grado también es interpretado como el valor de verdad para la consulta concerniente para cada empleado.

6 Consultas basadas en el promedio de los grados de pertenencia

La unión de los campos en la cláusula WHERE puede ser reemplazada por medio del promedio de los grados de pertenencia individuales. Esta técnica asegura que cada grado de pertenencia individual contribuye al grado de pertenencia de la conclusión. Consideremos nuevamente la consulta difusa pero en lugar de utilizar los métodos OR o AND, usaremos el PROMEDIO. La evaluación de los registros se presenta a continuación:

#Empleado	Edad	GP(Edad Madura)	Salario	GP(Salario Alto)	Promedio
E ₁	30	0.33	28,000	0	0.17
E ₂	25	0	24,000	0	0
E ₃	30	0.33	35,000	0	0.17
E ₄	34	0.60	38,000	0	0.3
E ₅	20	0	24,000	0	0
E ₆	55	0	76,000	0.2	0.10
E ₇	25	0	30,000	0	0
E ₈	40	1.0	80,000	0.33	0.67
E ₉	36	0.73	42,000	0	0.37
E ₁₀	54	0.07	65,000	0	0.04
E ₁₁	38	0.	40,000	0	0.44
E ₁₂	28	0.20	34,000	0	0.10
E ₁₃	46	0.60	50,000	0	0.30
E ₁₄	50	0.33	110,000	1.00	0.67
E ₁₅	63	0	40,000	0	0
E ₁₆	42	0.87	72,000	0.07	0.44

Tabla 4.18. Evaluación de registros que cumplen con la consulta difusa para empleados con edad madura, salario alto, utilizando el método PROMEDIO.

Del tercero y quinto campo de la tabla 7.8 calculamos: para E₁, $(0.33+0)/2 = 0.17, \dots$, para E₆, $(0+0.20)/2 = 0.10, \dots$, E₈, $(1+0.33)/2 = 0.67$, etc. El resultado de la consulta es:

#Empleado	Edad	GP(Edad Madura)	Salario	GP(Salario Alto)	Promedio
E ₁	30	0.33	28,000	0	0.17
E ₃	30	0.33	35,000	0	0.17
E ₄	34	0.60	38,000	0	0.3
E ₆	55	0	76,000	0.2	0.10
E ₈	40	1.0	80,000	0.33	0.67
E ₉	36	0.73	42,000	0	0.37
E ₁₀	54	0.07	65,000	0	0.04
E ₁₁	38	0.	40,000	0	0.44
E ₁₂	28	0.20	34,000	0	0.10
E ₁₃	46	0.60	50,000	0	0.30
E ₁₄	50	0.33	110,000	1.00	0.67
E ₁₆	42	0.87	72,000	0.07	0.44

Tabla 4.19. Resultado de la consulta difusa para empleados con edad madura, salario alto, aplicando un Alfa Cut de 0.1, y utilizando el método PROMEDIO..

El empleado E₁₀ no se incluye debido al Alfa Cut definido. Por lo tanto este método obtiene once empleados que cumplen con las condiciones de la consulta, el mismo número arrojado por el método OR, mientras que sólo tres cuando utilizamos el método AND. La selección del método depende de las condiciones de la consulta y de lo que se quiera obtener.

El método del PROMEDIO produce más candidatos que el del MINIMO (AND), esto incrementa el número de registros que no tienen un significado igual en la evaluación de la consulta.

7 Consultas Difusas con Modificadores Lingüísticos

Los modificadores lingüísticos cambian el significado y la figura del conjunto difuso en el cual actúan. Ejemplos de ellos son los modificadores Muy y Algo, los cuales se muestran a continuación alterando el conjunto difuso madura del campo Edad.

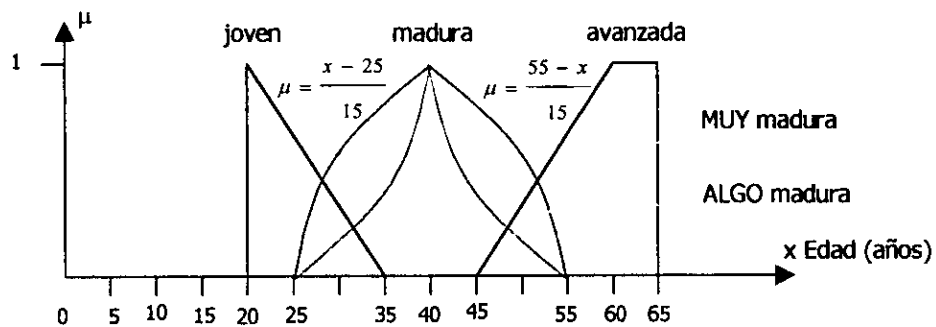


Figura 4.13. Conjuntos Difusos de la variable lingüística Salario

Modificador Lingüístico **MUY**:

Como puede observarse, el efecto del modificador lingüístico Muy es la reducción de los grados de pertenencia de cualquier valor del dominio del conjunto difuso que no sean los valores de 0 y 1. Esto se obtiene, elevando al cuadrado cada grado de pertenencia. Puede observarse que el efecto del modificador causa un débil arqueamiento del conjunto difuso, pero respeta siempre el dominio original del mismo. La siguiente ecuación define el efecto del modificador Muy:

$$\mu_{\text{my } w} [x] = \mu^2_w [x]$$

En una consulta difusa la aplicación de este modificador reduce el número de registros en el resultado, ya que tiende a reducir los grados de pertenencia y por esta razón, muchos de ellos se encontrarán por debajo del Alfa Cut establecido.

Modificador Lingüístico ALGO:

El efecto de este modificador origina un incremento de los grados de pertenencia de cualquier valor del dominio del conjunto difuso que no sean los valores 0 y 1, lo cual se obtiene tomando la raíz cuadrada de cada grado de pertenencia. La siguiente ecuación describe el efecto de este modificador:

$$\mu_{\text{algo } w} [x] = \mu^{\frac{1}{2}}_w [x]$$

La aplicación de este modificador en una consulta difusa, incrementa el número de registros en el resultado, ya que tiende a mejorar el grado de pertenencia y esto origina que muchos de ellos se encuentren por encima del Alfa Cut establecido.

Un conjunto difuso puede ser alterado por cualquier número de modificadores lingüísticos dentro de una consulta difusa, sin embargo generalmente no se utilizan más de dos.

A continuación se mostrarán ejemplos de consultas difusas complejas (dos o más expresiones), utilizando los métodos y conceptos vistos anteriormente, así como también, modificadores lingüísticos.

8 Formulación de consultas con Lógica Difusa en una Base de Datos Relacional

Consultas Difusas para una pequeña compañía de manufactura

La Base de Datos consiste de doce pequeñas compañías denominadas C_i, donde i = 1,...,12, registradas en la siguiente tabla, ordenadas de acuerdo a su edad medida en años.

Compañía	Edad Compañía	Renta Anual	Cantidad Productos	Cantidad Empleados	Utilidad	Utilidad por Unidad
C ₁	44	52	2	81	0.8	0.5
C ₂	42	38	2	30	1.0	1.6
C ₃	34	105	12	120	3.2	3.0
C ₄	26	34	1	18	-0.3	0.3
C ₅	24	47	6	64	1.4	2.5
C ₆	23	92	8	70	2.6	2.2
C ₇	17	68	5	48	0	0.2
C ₈	16	65	6	44	2.0	5.0
C ₉	12	90	4	50	1.0	2.4
C ₁₀	8	70	3	109	-0.8	0
C ₁₁	3	59	7	72	1.7	1.7
C ₁₂	2	84	9	91	2.1	3.2

Tabla 4.20. Tabla COMPAÑIAS de la Base de Datos de una pequeña empresa.

En esta tabla sólo el primer campo denominado Compañía es no difuso, los seis restantes son considerados como campos difusos (variables lingüísticas).

Para realizar las consultas difusas debemos descomponer cada uno de los campos en sus respectivos conjuntos difusos, lo cual se muestra a continuación:

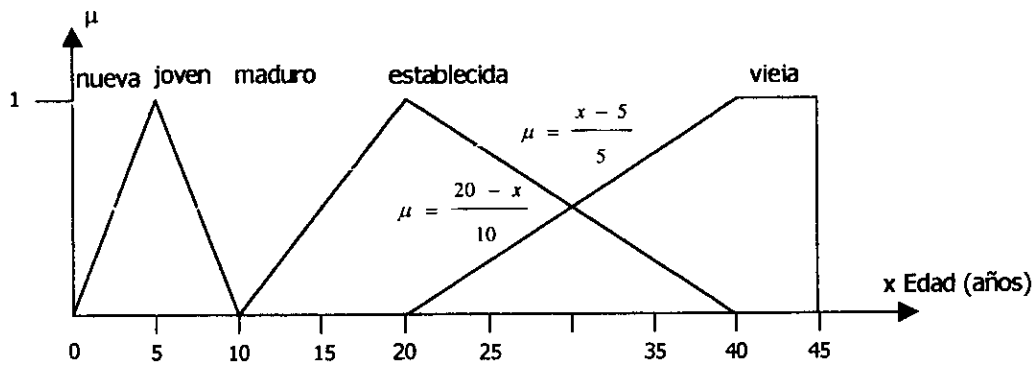


Figura 4.14. Conjuntos difusos de la variable Edad Compañía.

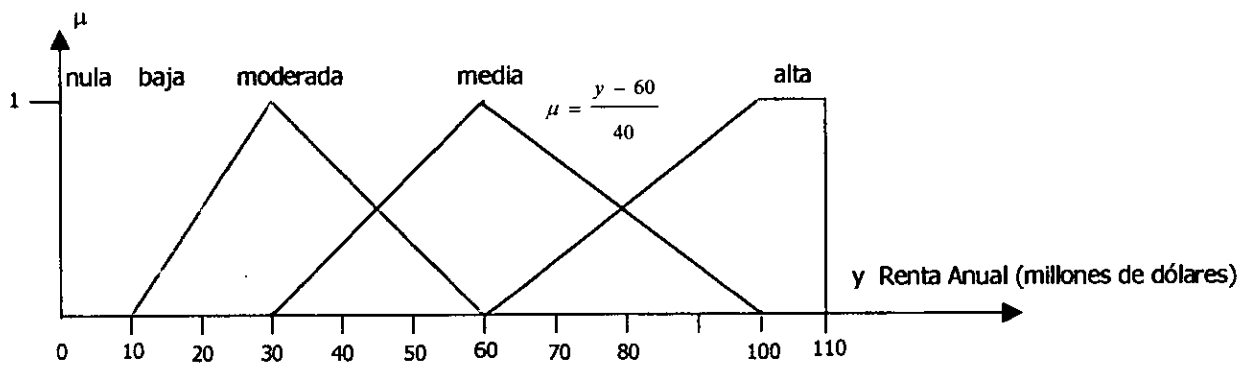


Figura 4.15. Conjuntos difusos de la variable Renta Anual.

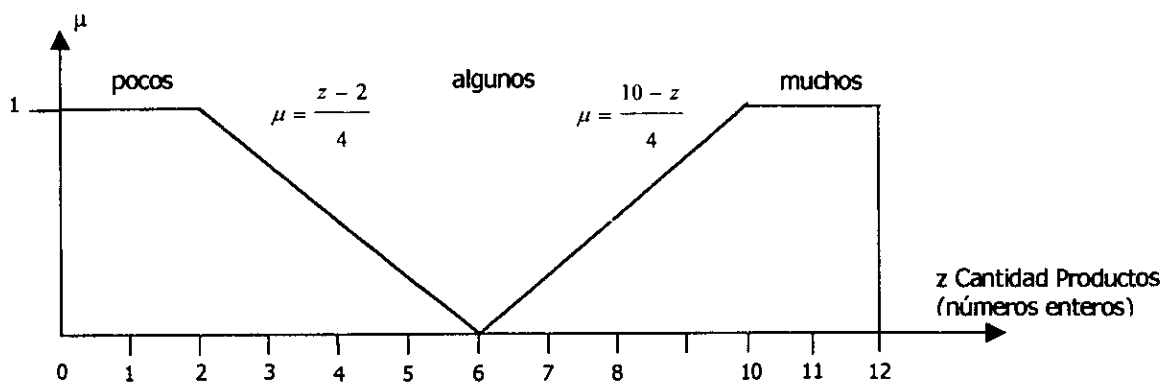


Figura 4.16. Conjuntos difusos de la variable Cantidad Productos.

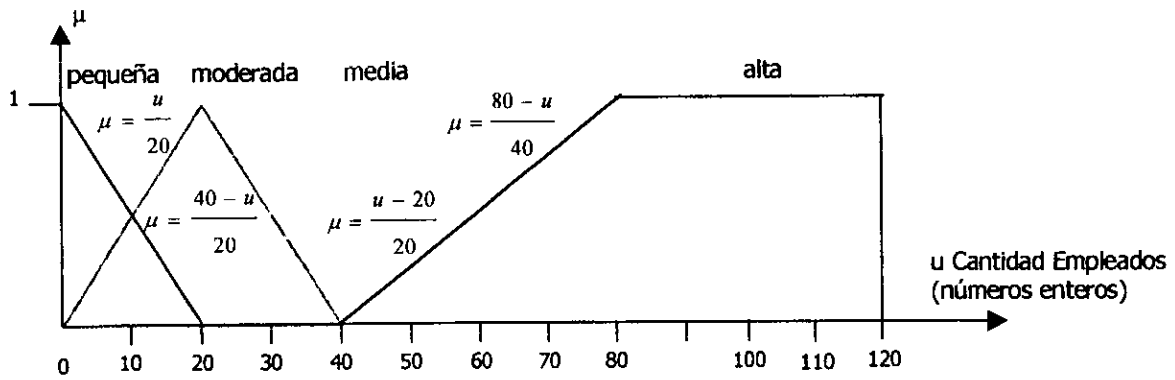


Figura 4.17. Conjuntos difusos de la variable Cantidad Empleados.

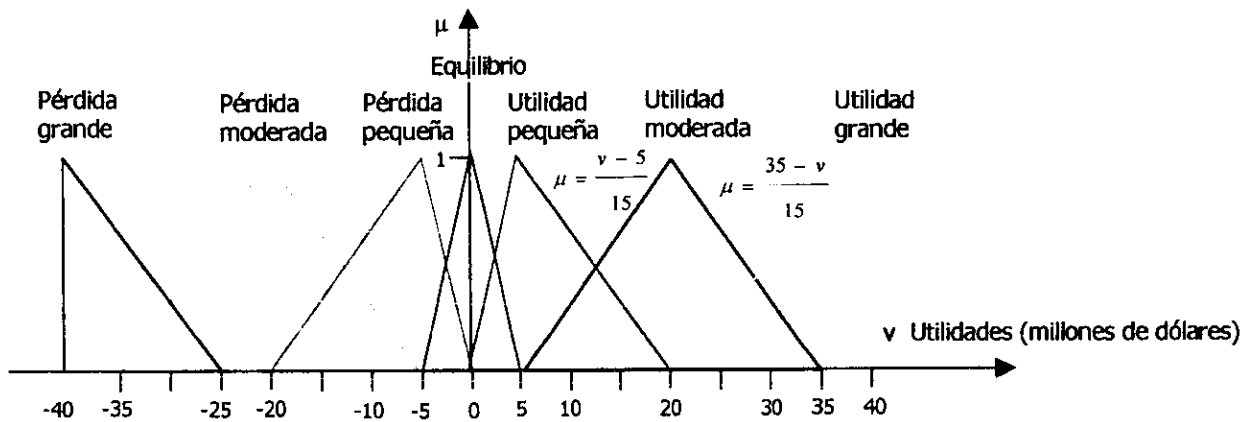


Figura 4.18. Conjuntos difusos de la variable Utilidades.

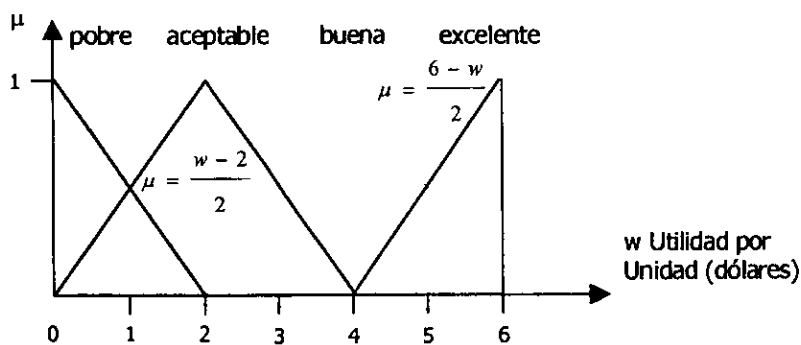


Figura 4.19. Conjuntos difusos de la variable Utilidad por Unidad.

Las ecuaciones de los segmentos que se muestran en las figuras anteriores son las funciones de pertenencia que hacen posible la formación del conjunto difuso al cual definen y son de gran utilidad en el cálculo de los grados de pertenencia de cada una de las compañías con relación al conjunto difuso que les corresponde.

Utilizaremos los datos de la tabla 4.18 para realizar las siguientes consultas complejas.

Consulta 1.

```

SELECT COMPAÑÍA
FROM COMPAÑÍAS
WHERE EDAD SEA MADURA
    AND RENTA ANUAL SEA ALTA
    AND CANTIDAD PRODUCTOS SEA ALGUNOS
    AND CANTIDAD EMPLEADOS SEA MODERADA
    AND GANANCIA SEA MODERADA
    AND UTILIDAD POR UNIDAD SEA BUENA
    
```

En esta consulta, donde se incluyen los seis campos difusos, el procedimiento de evaluación tiene que repetirse seis veces, para obtener el grado de pertenencia de cada uno de los registros en cada conjunto difuso de los campos definidos en la consulta.

Por ejemplo, el conjunto difuso madura en el campo edad es descrito por un número triangular en el intervalo [5, 20] como sigue:

$$\mu = \frac{x-5}{5} \quad \text{para } 5 \leq x \leq 10 \quad \text{y} \quad \mu = \frac{2-x}{10} \quad \text{para } 10 \leq x \leq 20$$

Las compañías C₇, C₈, C₉ y C₁₀ son las únicas que tienen valores del dominio Edad en el intervalo [5, 20], por lo tanto son las únicas que serán evaluadas en el conjunto difuso madura. Substituyendo el valor de la compañía C₁₀ (8) en la primera ecuación, y los valores de las compañías C₇, C₈, y C₉ en la segunda ecuación obtendremos los grados de pertenencia 0.6, 0.8, 0.4 y 0.3 respectivamente en el conjunto difuso madura para cada una de las compañías. Las compañías restantes al no tener valores del dominio edad que se encuentren en el intervalo [5, 20], tienen un grado de pertenencia igual a cero en el conjunto difuso madura. Estos resultados están registrados en el segundo campo de la tabla 4.19.

El mismo procedimiento es aplicado para los demás campos y sus conjuntos difusos respectivos. Los grados de pertenencia obtenidos después de este proceso de evaluación son mostrados en la tabla 4.19.

Debido a que los campos en la consulta se encuentran conectados por el operador AND (min), muchas de las compañías excluyendo C₈ y C₉ tiene por lo menos un valor igual a 0, por lo tanto el resultado de la operación min es también 0 (campo AND en la tabla 4.19). Por ejemplo para la compañía C₃, min(0, 1, 0, 0, 0.2, 0.5) = 0; C₆, min(0.4, 0.125, 1, 0.9, 1, 0.5) = 0.125 y C₉, min(0.8, 0.75, 0.5, 0.75, 0.33, 0.2) = 0.2.

Compañía	GP(Edad Compañía "Madura")	GP(Renta Anual "Alta")	GP(Cantidad Productos "Algunos")	GP(Cantidad Empleados "Moderada")	GP(Utilidad "Moderada")	GP(Utilidad por Unidad "Buena")	AND	PRO
C ₁	0	0	0	0	0.2	0	0	0.03
C ₂	0	0	0	0.5	0.33	0	0	0.14
C ₃	0	1	0	0	0.2	0.5	0	0.28
C ₄	0	0	0	0	0	0	0	0
C ₅	0	0	1	0.4	0.6	0.25	0	0.38
C ₆	0	0.8	0.5	0.25	0.6	0.1	0	0.38
C ₇	0.3	0.2	0.75	0.8	0	0	0	0.34
C ₈	0.4	0.125	1	0.9	1	0.5	0.125	0.65
C ₉	0.8	0.75	0.5	0.75	0.33	0.2	0.2	0.56
C ₁₀	0.6	0.25	0.25	0	0	0	0	0.18
C ₁₁	0	0	0.75	0.2	0.8	0	0	0.29
C ₁₂	0	0.6	0.25	0	0.93	0.6	0	0.40

Tabla 4.21. Evaluación de registros que cumplen con la consulta 1, utilizando los métodos AND y PROMEDIO.

Podemos observar que debido al número de conexiones tipo AND en la cláusula WHERE se incrementa la probabilidad de que el grado de pertenencia en la conclusión se decremente. Sin embargo, se obtiene lo contrario cuando la conexión es OR.

Ahora utilizaremos el método difuso promedio en lugar del método AND para conectar los campos. Los resultados se muestran en la tabla 4.19. Por ejemplo, para compañía C₃ obtendremos el grado de pertenencia en la conclusión sumando los grados obtenidos para cada una de las seis entidades en el mismo renglón y dividiendo la suma entre 6 como: $(0+1+0+0+0.2+0.5) / 6 = 0.28$. Similarmente para la compañía C₈ calculamos $(0.4+0.125+1+0.9+1+0.5) / 6 = 0.65$; y así sucesivamente para cada una de las compañías restantes.

Consulta 2.

```
SELECT COMPAÑÍA
FROM COMPAÑÍAS
WHERE EDAD SEA MADURA
      OR RENTA ANUAL SEA ALTAS
      OR CANTIDAD DE PRODUCTOS SEA ALGUNOS
      OR CANTIDAD DE EMPLEADOS SEA MODERADA
      OR UTILIDAD SEA MODERADA
      OR UTILIDAD POR UNIDAD SEA BUENA
```

Esta consulta formalmente puede ser obtenida de la consulta anterior cambiando el operador AND por OR. Por lo que, ahora los campos son conectados por el operador OR(max). Para la compañía C₃, por ejemplo obtendremos $\max(0, 1, 0, 0, 0.2, 0.5) = 0.5$; para C₈, $\max(0.4, 0.125, 1, 0.9, 1, 0.5) = 1$. El resultado para todas las compañías está dado en la tabla siguiente, en donde se muestran únicamente los registros que serán obtenidos como resultado de la consulta definida.

Compañía	GP(Edad Compañía "Madura")	GP(Renta Anual "Alta")	GP(Cantidad Productos "Algunos")	GP(Cantidad Empleados "Moderada")	GP(Utilidad "Moderada")	GP(Utilidad por Unidad "Buena")	OR
C ₁	0	0	0	0	0.2	0	0.2
C ₂	0	0	0	0.5	0.33	0	0.5
C ₃	0	1	0	0	0.2	0.5	0.5
C ₄	0	0	0	0	0	0	0
C ₅	0	0	1	0.4	0.6	0.25	1
C ₆	0	0.8	0.5	0.25	0.6	0.1	0.8
C ₇	0.3	0.2	0.75	0.8	0	0	0.8
C ₈	0.4	0.125	1	0.9	1	0.5	1
C ₉	0.8	0.75	0.5	0.75	0.33	0.2	0.8
C ₁₀	0.6	0.25	0.25	0	0	0	0.6
C ₁₁	0	0	0.75	0.2	0.8	0	0.8
C ₁₂	0	0.6	0.25	0	0.93	0.6	0.93

Tabla 4.22. Evaluación de registros que cumplen con la consulta 2, utilizando el método OR.

Consulta 3.

```
SELECT COMPAÑÍA
FROM COMPAÑÍAS
WHERE EDAD SEA MADURA
      AND RENTA ANUAL SEA ALTAS
      AND UTILIDAD POR UNIDAD SEA BUENA
```

Para evaluar esta consulta que únicamente involucra tres campos de la Base de Datos, nos auxiliaremos de los datos obtenidos en la tabla 4.18 para GP(Edad Madura), GP(Renta Anual Alta) y GP(Utilidad por unidad Buena). Evaluando cada una de las compañías tenemos que sólo dos de ellas cumplen las condiciones de la consulta, lo cual se muestra a continuación:

Compañía	GP(Edad Compañía "Madura")	GP(Renta Anual "Alta")	GP(Utilidad por Unidad "Buena")	AND
C ₁	0	0	0	0
C ₂	0	0	0	0
C ₃	0	1	0.5	0
C ₄	0	0	0	0
C ₅	0	0	0.25	0
C ₆	0	0.8	0.1	0
C ₇	0.3	0.2	0	0
C ₈	0.4	0.125	0.5	0.125
C ₉	0.8	0.75	0.2	0.2
C ₁₀	0.6	0.25	0	0
C ₁₁	0	0	0	0
C ₁₂	0	0.6	0.6	0

Tabla 4.23. Evaluación de registros que cumplen con la consulta 3, utilizando el método AND.

Consulta 4.

```
SELECT COMPAÑÍA
FROM COMPAÑÍAS
WHERE EDAD SEA MADURA
      AND RENTA ANUAL SEA ALTAS
      OR CANTIDAD DE EMPLEADOS SEA MODERADA
      AND UTILIDAD POR UNIDAD SEA BUENA
```

Esta consulta está formada por cuatro campos que se encuentran unidos por los conectores AND y OR. Los grados de pertenencia para cada tupla pueden ser calculados de la siguiente fórmula presentada esquemáticamente (de acuerdo al orden de precedencia visto en el capítulo 3).

[MADURA and ALTO] or [MODERADA and BUENA]

lo cual puede ser escrito como:

$\max[\min(\text{MADURA}, \text{ALTO}), \min(\text{MODERADA}, \text{BUENA})]$

donde los conjuntos difusos son substituidos por las entidades apropiadas en las tuplas.

Utilizamos las entidades GP(Edad Compañía Madura), GP(Renta Anual Alta), GP(Utilidad por unidad Buena) y GP(Cantidad de Empleados Moderada) de la tabla 4.18. Tenemos por ejemplo para C₈:

$[\max[\min(0.4, 0.125), \min(1, 0.5)]] = \max[0.125, 0.5] = 0.5$

De forma similar son calculados los demás grados de pertenencia para cada una de las compañías. El resultado de la consulta se muestra a continuación:

Compañía	GP(Edad Compañía "Madura")	GP(Renta Anual "Alta")	GP(Cantidad Empleados Moderada)	GP(Utilidad por Unidad "Buena")	AND/OR
C ₁	0	0	0	0	0
C ₂	0	0	0.5	0	0
C ₃	0	1	0	0.5	0
C ₄	0	0	0	0	0
C ₅	0	0	0.4	0.25	0.25
C ₆	0	0.8	0.25	0.1	0.1
C ₇	0.3	0.2	0.8	0	0.2
C ₈	0.4	0.125	0.9	0.5	0.5
C ₉	0.8	0.75	0.75	0.2	0.75
C ₁₀	0.6	0.25	0	0	0.25
C ₁₁	0	0	0.2	0	0
C ₁₂	0	0.6	0	0.6	0

Tabla 4.24. Evaluación de registros que cumplen con la consulta 4, utilizando los métodos AND y OR simultáneamente.

Consulta 5.

```

SELECT COMPAÑÍA
FROM COMPAÑÍAS
WHERE RENTA ANUAL SEA MUY ALTA
AND UTILIDAD POR UNIDAD SEA MUY BUENA
    
```

Podemos observar que esta consulta incluye el uso de modificadores lingüísticos para los conjuntos difusos Alta y Buena de los campos Renta Anual y Utilidad por Unidad, respectivamente.

A continuación se muestran los efectos que se obtienen al aplicar los modificadores lingüísticos a sus respectivos conjuntos difusos así como sus respectivas funciones de pertenencia:

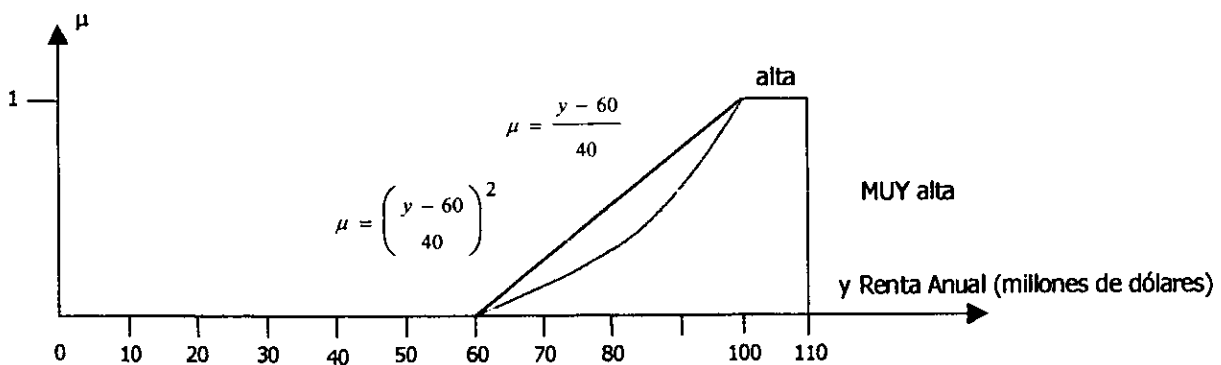


Figura 4.20. Conjunto difuso MUY alta para la variable Renta Anual.

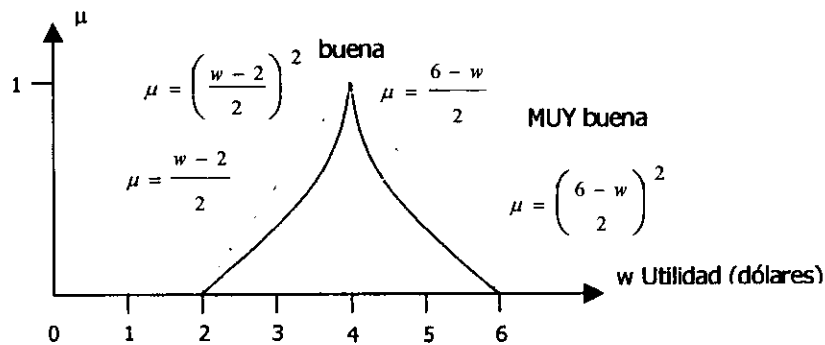


Figura 4.21. Conjunto difuso MUY buena para la variable Utilidad por Unidad.

Substituyendo los valores de Renta Anual para cada una de las compañías, en la función de pertenencia que les corresponde de acuerdo a su valor, tenemos que por ejemplo para la compañía C_6 con un valor de 92 en el campo Renta Anual, le corresponde la función de pertenencia:

$$\mu = \left(\frac{y - 60}{40} \right)^2$$

en el conjunto difuso MUY alta para el campo Renta Anual, obteniéndose así un grado de pertenencia de 0.64. Calculando ahora el grado de pertenencia de esta misma compañía en el conjunto difuso MUY buena para el campo Utilidad por Unidad, tenemos que, debido a que se cuenta con un valor de 2.2 en el campo antes mencionado le corresponde la siguiente función de pertenencia:

$$\mu = \left(\frac{w - 2}{2} \right)^2$$

obteniendo de esta forma un grado de pertenencia de 0.01. Debido a que las expresiones de la consulta se encuentran unidas por medio del operador AND, el resultado para cada compañía será su menor grado de pertenencia en los conjuntos difusos evaluados.

Cada una de las compañías será evaluada de la misma forma. Los resultados se muestran en la tabla 4.23, donde podemos observar que son sólo cinco compañías las que cumplen con las condiciones de la consulta.

Compañía	GP(Renta Anual "MUY Alta")	GP(Utilidad por Unidad "MUY Buena")	AND
C_1	0	0	0
C_2	0	0	0
C_3	1	0.25	0.25
C_4	0	0	0
C_5	0	0.06	0
C_6	0.64	0.01	0.01
C_7	0.04	0	0
C_8	0.01	0.25	0.01
C_9	0.56	0.04	0.04
C_{10}	0.06	0	0
C_{11}	0	0	0
C_{12}	0.01	0.36	0.01

Tabla 4.25. Evaluación de registros que cumplen con la consulta 5, utilizando el método AND.

Consulta 6.

```

SELECT COMPañÍA
FROM COMPañÍAS
WHERE RENTA ANUAL SEA ALGO ALTA
OR UTILIDAD POR UNIDAD SEA ALGO BUENA
    
```

Podemos observar que esta consulta involucra los mismos campos y conjuntos difusos que la anterior, sólo que ahora veremos el efecto de aplicarles el modificador lingüístico ALGO, así como el operador OR, para unir las dos expresiones de la consulta.

Enseguida se muestran los efectos del modificador lingüístico ALGO, en los conjuntos difusos alta y buena para los campos Renta Anual y Utilidad por Unidad, respectivamente:

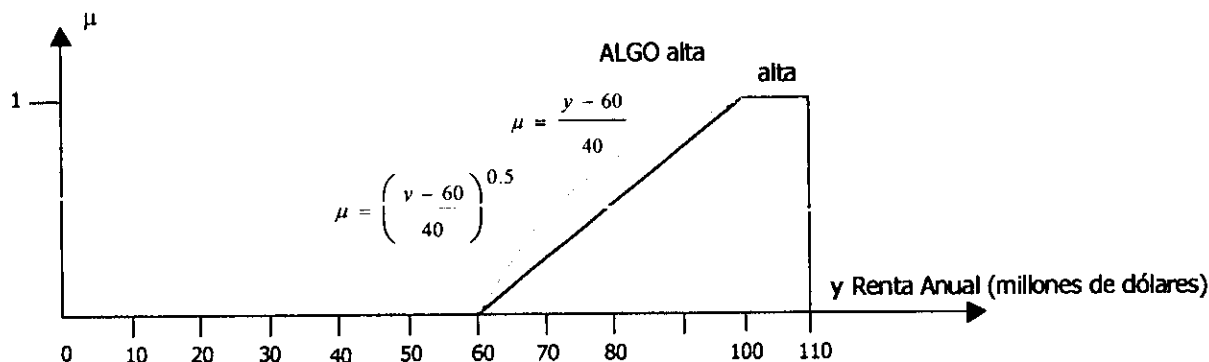


Figura 4.22. Conjunto difuso ALGO alta para la variable Renta Anual.

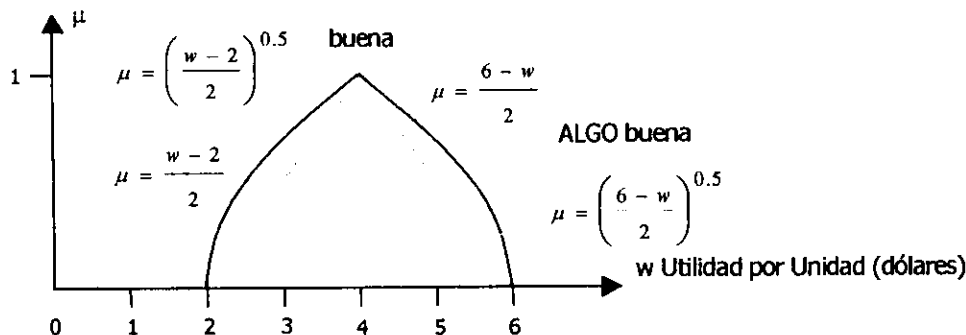


Figura 4.23. Conjunto difuso ALGO buena para la variable Utilidad por Unidad.

Como ejemplo, evaluaremos la compañía C_6 que tiene un valor de 92 en el campo Renta Anual y por tanto, le corresponde la función de pertenencia:

$$\mu = \left(\frac{y - 60}{40} \right)^{0.5}$$

Si substituímos este valor en dicha función de pertenencia, obtendremos que su grado de pertenencia es de 0.89 en el conjunto difuso ALGO alta del campo Renta Anual.

De forma similar evaluaremos su grado de pertenencia en la segunda expresión de la consulta, substituyendo el valor que tiene en el campo Utilidad por Unidad que es de 2.2 en la función de pertenencia:

$$\mu = \left(\frac{w - 2}{2} \right)^{0.5}$$

Obteniendo así un grado de pertenencia de 0.32 en el conjunto difuso ALGO buena del campo Utilidad por Unidad.

Debido a que en esta consulta se emplea el uso del operador OR, el grado de pertenencia final, será el mayor grado de pertenencia de la evaluación de las dos expresiones que forman la consulta.

Las demás compañías se evalúan exactamente de la misma forma. Los resultados se muestran en la tabla 4.24. En ella podemos observar que se incrementó el número de compañías que cumplen con el objetivo de la consulta, esto es debido a que, por un lado, se utilizó el modificador lingüístico ALGO, el cual incrementa en este caso, el número de compañías candidatas y por otro lado, se utilizó el operador OR, del cual incluye como parte del resultado a las compañías que sólo cumplen con una de las dos condiciones de la consulta.

Compañía	GP(Renta Anual "ALGO Alta")	GP(Utilidad por Unidad "ALGO Buena")	OR
C ₁	0	0	0
C ₂	0	0	0
C ₃	1	0.71	0.1
C ₄	0	0	0
C ₅	0	0.5	0.5
C ₆	0.89	0.32	0.89
C ₇	0.45	0	0.45
C ₈	0.35	0.71	0.71
C ₉	0.86	0.45	0.86
C ₁₀	0.5	0	0.5
C ₁₁	0	0	0
C ₁₂	0.32	0.77	0.77

Tabla 4.26. Evaluación de registros que cumplen con la consulta 6, utilizando el método OR.

Consulta 7.

```

SELECT COMPAÑÍA
FROM COMPAÑÍAS
WHERE EDAD COMPAÑÍA SEA ALGO ESTABLECIDA
      AND CANTIDAD DE EMPLEADOS SEA ALGO MEDIA
      OR UTILIDAD SEA MUY MODERADA
    
```

Esta consulta involucra los dos modificadores lingüísticos ALGO y MUY, vistos anteriormente, así como, los operadores AND y OR para unir sus expresiones.

Los conjuntos difusos ALGO establecida para Edad Compañía, ALGO media para Cantidad de Empleados y MUY moderada para Utilidad, se muestran a continuación:

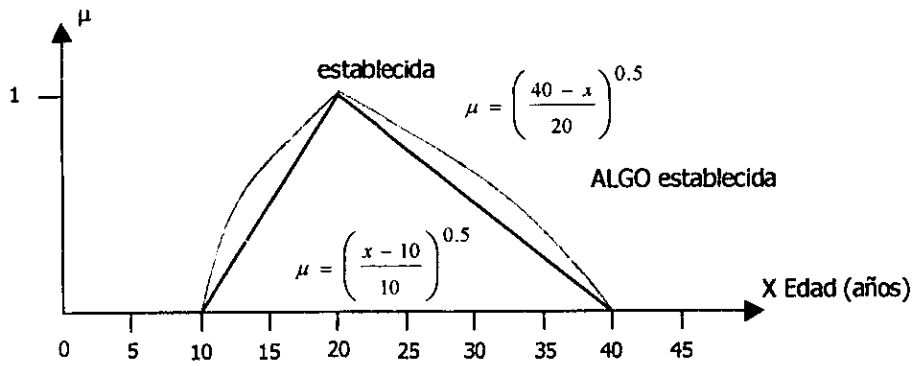


Figura 4.24 Conjunto difuso ALGO establecida para la variable Edad Compañía.

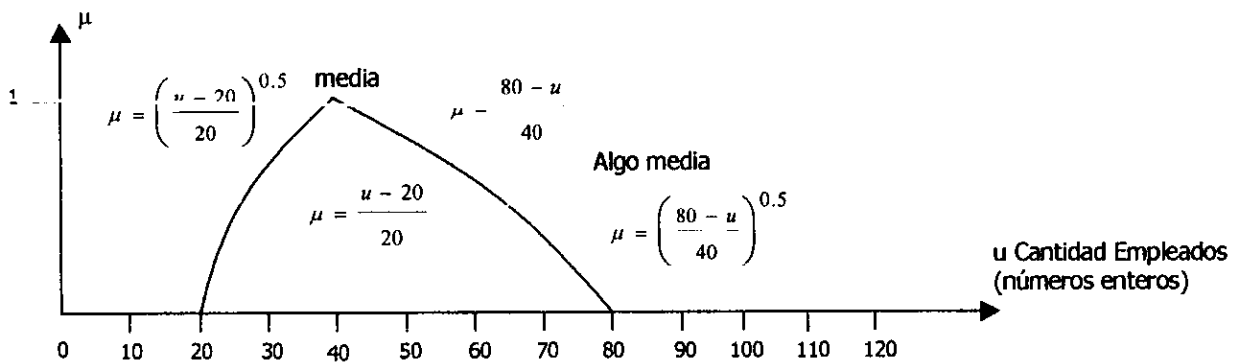


Figura 4.25. Conjunto difuso ALGO media para la variable Cantidad Empleados.

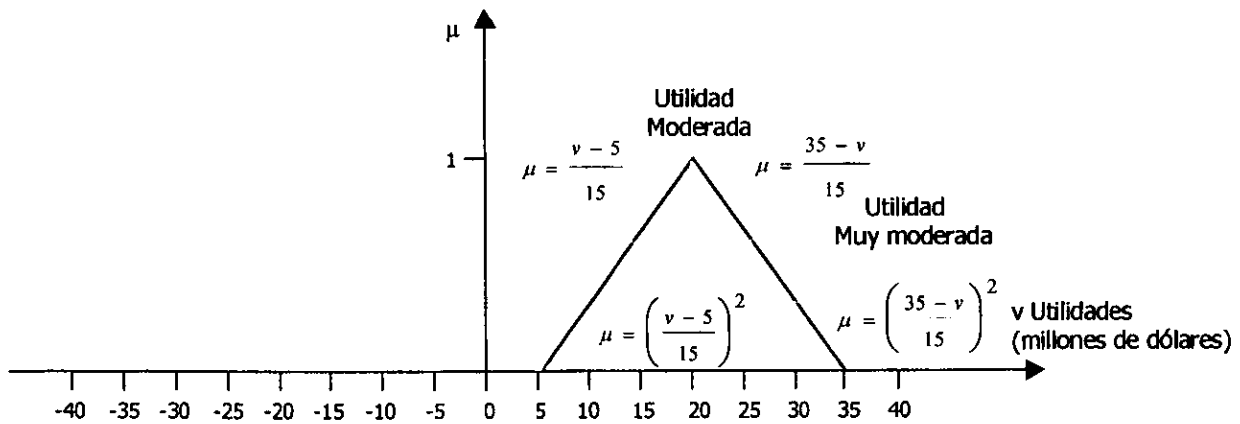


Figura 4.26. Conjunto difuso Utilidad MUY grande para la variable Utilidades.

La evaluación de cada una de las compañías para esta consulta será semejante a las consultas anteriores. Por ejemplo, evaluaremos la compañía C_5 , que tiene un valor de 24 en el campo Edad Compañía y le corresponde por lo tanto substituir su valor en la función de pertenencia:

$$\mu = \left(\frac{40 - x}{20} \right)^{0.5}$$

Obteniendo un grado de pertenencia de 0.89 en el conjunto difuso ALGO establecida para el campo Edad Compañía. De igual forma, sustituimos su valor correspondiente al campo Cantidad Empleados que es de 64, en la función de pertenencia:

$$\mu = \left(\frac{80 - u}{40} \right)^{0.5}$$

Obteniendo un grado de pertenencia de 0.63 en el conjunto difuso ALGO media para el campo Cantidad Empleados. Por último, sustituimos su valor correspondiente al campo Utilidad que es de 1.4, en la función de pertenencia:

$$\mu = \left(\frac{v - 5}{15} \right)^2$$

Obteniendo un grado de pertenencia de 0.36.

El grado de pertenencia final para esta compañía de acuerdo a las condiciones de la consulta será evaluado de la forma siguiente:

$$[\text{ALGO establecida AND ALGO media}] \text{ OR } [\text{MUY moderada}]$$

De esta forma tenemos:

$$\begin{aligned} & [0.89 \text{ AND } 0.63] \text{ OR } [0.36] \\ & = \max(\min(0.89, 0.63), 0.36) \\ & = \max(0.63, 0.36) \\ & = 0.63 \end{aligned}$$

Por lo que el grado de pertenencia de la compañía C₅ a esta consulta es de 0.63. Cada una de las compañías restantes es evaluada de forma similar. Los resultados se muestran a continuación:

Compañía	GP(Edad Compañía "ALGO Establecida")	GP(Cantidad Empleados "ALGO Media")	GP(Utilidad "MUY Moderada")	AND/OR
C ₁	0	0	0.04	0.4
C ₂	0	0.71	0.11	0.11
C ₃	0.55	0	0.04	0.04
C ₄	0.84	0	0	0
C ₅	0.89	0.63	0.36	0.63
C ₆	0.92	0.5	0.36	0.5
C ₇	0.84	0.89	0	0.84
C ₈	0.77	0.95	1	1
C ₉	0.45	0.87	0.11	0.45
C ₁₀	0	0	0	0
C ₁₁	0	0.45	0.64	0.64
C ₁₂	0	0	0.87	0.87

Tabla 4.27. Evaluación de registros que cumplen con la consulta 7, utilizando los métodos AND y OR simultáneamente.

9 Índices Secundarios Difusos

El número de registros en una tabla no sólo incrementa el tiempo de procesamiento secuencial, sino también el tiempo de respuesta de la consulta. Los manejadores de bases de datos convencionales incluyen estructuras para mejorar su funcionamiento. Estas son llamadas índices secundarios. Un índice secundario es una estructura de búsqueda que permite la recuperación del proceso de forma rápida localizando registros asociados con los identificadores que son utilizados para almacenar el registro. Distinto a los índices primarios, un índice secundario puede recuperar una colección de registros asociados con un único índice.

El propósito de un índice secundario es fácil de entender. Examinemos una consulta a una base de datos con información financiera, consideremos que la tabla FINDATA contiene 20,000,000 de registros y que queremos obtener las compañías que en la costa Este tengan una renta superior a \$600,000.

```
SELECT ID_COMPañIA, ID_IMPUESTO, RENTA_1994, CRECIMIENTO_1994
FROM FINDATA
WHERE TIPO_COMPañIA = "MFG"
AND LOCALIZACION = "ESTE"
AND RENTA_ANUAL > 600;
```

Sin esquema de un índice secundario, se necesitaría leer los veinte millones de registros para encontrar el tipo de compañía y su localización en el Este de los Estados Unidos. De igual forma en una máquina veloz, el tiempo de respuesta es largo. Cuando TIPO_COMPañIA y LOCALIZACION tienen estructuras de índices secundarios, el tiempo de consulta podría reducirse dramáticamente. Para recuperar los registros que satisfagan las condiciones de la consulta usando índices secundarios se deben seguir los siguientes pasos:

Las dos listas de índices son combinadas a través de la operación de intersección y los identificadores de compañía que existen en ambas listas son leídos de la base de datos.. El campo Renta se compara con \$600,000. Si tenemos 10,000 tipos de compañías y 100,000 compañías existentes en la costa Este, el total de registros leídos de la base de datos es menor o igual al mínimo de ambas listas (10,000).

1. Encontrar el índice TIPO_COMPañIA
Localizar la única ocurrencia de "MFG"
Leer todos los registros índice que tengan este valor dentro de su lista IDX1.
2. Encontrar el índice LOCALIZACION
Localizar la única ocurrencia de "ESTE"
Leer todos los registros índice que tengan este valor dentro de su lista IDX2.
3. Crear una lista IDX3 conteniendo la intersección de IDX1 e IDX2.
4. Leer todos los registros de la lista IDX3.
5. Si el campo Renta es mayor a 600, entonces seleccionar el registro.

10 Esquema de un Índice Secundario Difuso

Los índices secundarios convencionales encuentran registros de la base de datos asociados con valores del campo. Las estructuras de índices secundarios difusos mantienen una correspondencia entre los conceptos difusos, y los registros principales de la base de datos. Sin una estructura indexada, las consultas difusas requerirían una búsqueda en toda la tabla. Como por ejemplo, consideremos el siguiente cambio en la consulta convencional anterior:

```
SELECT ID_COMPañIA, ID_IMPUESTO, RENTA_1994, CRECIMIENTO_1994
FROM FINDATA
WHERE RENTABILIDAD ES ALTA
AND EDAD.COMPañIA ES RECIENTE;
```

Sin una validación utilizando índices convencionales, esta petición tendría que leer toda la tabla para encontrar los registros que satisfagan las condiciones de la consulta. Un índice difuso, sin embargo, provee un mecanismo para recuperar rápidamente los registros que tengan valores asociados con uno o más regiones difusas. La estructura de índices almacena no solamente las relaciones del conjunto difuso, sino también su grado de pertenencia. La siguiente figura muestra la arquitectura básica de un índice difuso.

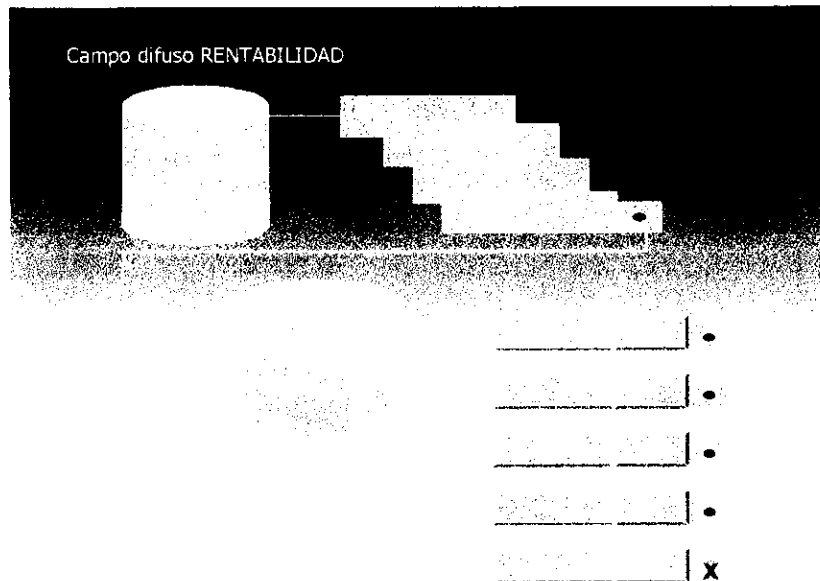


Figura 4.27. Estructura de Índices Secundarios Difusos.

El archivo de única ocurrencia está compuesto por los conjuntos difusos del campo seleccionado. El archivo de múltiples ocurrencias se encuentra formado por los registros candidatos y sus grados de pertenencia respectivos.

Cada campo indexado tiene su propio índice. Como las estructuras de índices convencionales, el índice difuso consiste de dos componentes: el archivo de única ocurrencia y el archivo de múltiples ocurrencias, el primero contiene el nombre de cada conjunto difuso en el campo. La entrada de un conjunto difuso particular tiene un índice dentro del archivo de múltiples ocurrencias. Este último archivo contiene una lista de los registros de la base de datos donde los campos indexados tienen un valor en este conjunto difuso. La entrada contiene el identificador primario (en este caso el identificador de compañía) y su grado de pertenencia.

Un índice secundario difuso está formado por:

Índice Secundario Difuso	
Archivo de única ocurrencia	Archivo de múltiples ocurrencias
Este archivo contiene el nombre de cada conjunto difuso del campo seleccionado.	Este archivo contiene una lista de registros que tienen un valor en el conjunto difuso seleccionado, así como también su grado de pertenencia correspondiente a dicho conjunto difuso.

Tabla 4.28. Composición de un Índice Secundario Difuso.

Un registro puede aparecer en más de una cadena de índice, esto es, para el campo RENTA, un registro puede tener un índice tanto en el conjunto difuso ELEVADA como en el ALTA. La siguiente figura muestra como son ordenadas las entradas a los índices para el valor de 21.5 en el campo RENTA.

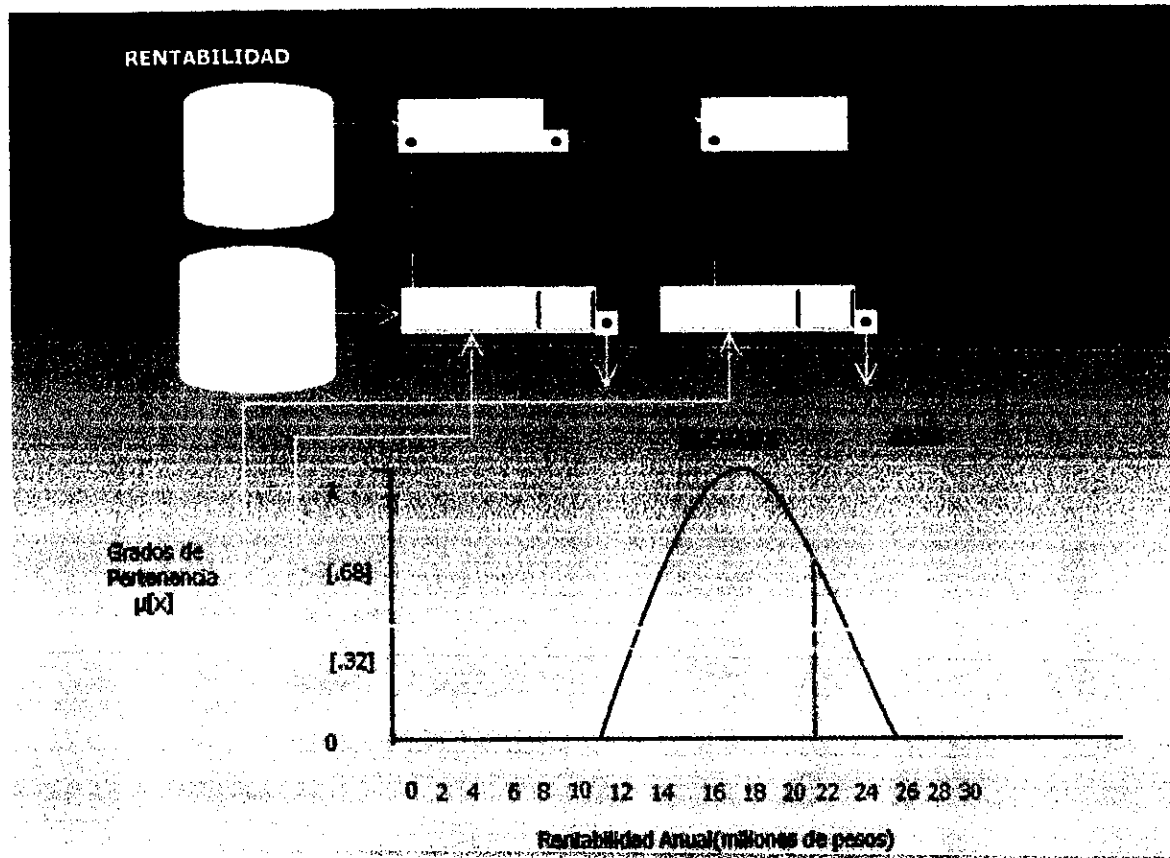


Figura 4.28. Ejemplo de Índices Secundarios Difusos.

Esta mezcla indexada construye un juicio en el ambiente difuso ya que refleja la forma en cómo los valores del campo tienen un grado de pertenencia en las regiones cercanas, el índice primario almacenado y su valor de pertenencia. Esto permite al proceso rechazar los grados de pertenencia que se encuentran por debajo del alfa cut.

Este tipo de índices provee un método para navegar rápidamente a través de una base de datos extensa cuando sólo se especifican validaciones difusas. Consideremos la consulta:

```
SELECT ID_COMPAÑIA, ID_IMPUESTO, RENTA_1994, CRECIMIENTO_1994
FROM FINDATA
WHERE RENTABILIDAD ES ALTA
AND EDAD_COMPAÑÍA ES RECIENTE;
```

Para recuperar los registros que satisfacen las condiciones de ésta consulta utilizando índices secundarios difusos seguiremos los siguientes pasos:

1. Encontrar el índice para el campo RENTABILIDAD
Localizar la única ocurrencia del conjunto difuso ALTO
Para cada registro indexado donde el grado de pertenencia sea mayor al alfa cut insertar el índice de los registros dentro de la lista IDX1.
2. Encontrar el índice difuso EDAD_COMPAÑÍA
Localizar la única ocurrencia de RECIENTE
Para cada registro indexado donde el grado de pertenencia sea mayor al alfa cut insertar el índice de los registros dentro de la lista IDX2.
3. Crear una lista IDX3 conteniendo la intersección de IDX1 e IDX2.
4. Leer todos los registros de la lista IDX3.

Naturalmente si el proceso de recuperación es validado por índices convencionales, podemos formar un conjunto de estos registros y entonces aplicar las validaciones de las pertenencias difusas directamente para reducir el conjunto de registros.

11 Aplicaciones de Sistemas que utilizan Consultas Difusas

El uso de consultas difusas tiene un amplio rango de aplicaciones. A continuación se muestran algunos ejemplos.

- **Sistema de Identificación de Sospechosos Criminales**

Inicialmente desarrollado por una fuerza policiaca Europea, este sistema provee un método de búsqueda a un gran almacén de criminales conocidos, basados en una combinación de campos difusos. Aunque el sistema de Base de Datos incluye fotografías digitales, el sistema de producción no involucra directamente una comparación de patrones gráficos, pero se basa en una comparación de patrones de datos y en el concepto de "cambio de perspectiva". Este sistema ha reducida el tiempo para encontrar un conjunto de posibles candidatos de varias horas a pocos minutos. La figura siguiente muestra el esquema de este sistema:

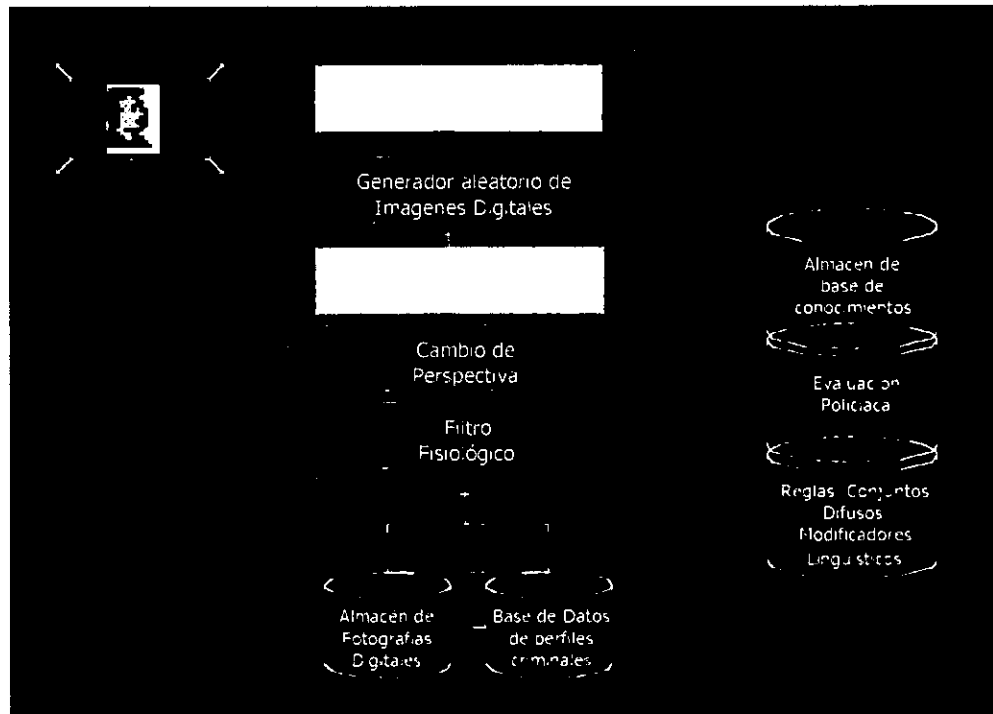


Figura 4.29. Sistema de Identificación de Sospechosos Criminales.

El proceso de búsqueda a través de fotografías de criminales conocidos con su tendencia histórica para un tipo particular de delito, consume mucho tiempo y tiende a cometerse errores. Después de los primeros minutos, la capacidad para distinguir entre las fotografías que tienen características semejantes o similares es significativamente reducida. Para mejorar la calidad y velocidad de la búsqueda, un sistema de identificación difuso provee a la víctima la capacidad de identificar las características de un criminal usando una descripción aproximada. Por ejemplo, para las características de estatura, peso, edad y figura, el sistema criminal provee una consulta como la siguiente:

Identificación de Sospechosos
 Select Apellido, N_seriaKPF, Fotodigital
 From ieh054, kpfdb, iehm002
 Estatura: algo ALTA
 Peso: PESADO
 Edad: EDAD_MEDIA
 Compleción: ROBUSTA

Cuyo resultado es:

Apellido	N_seriaKPF	Fotodigital
Carmichael	1896-88-044	0.965
Smuthers	1397-63-308	0.872
Wienmen	2443-79-114	0.501
Embery	1053-11-820	0.476
Bloomberg	7742-63-053	0.441
Chambers	1208-55-297	0.388
Huan	5729-34-772	0.209
Holmes	1344-66121	0.187

Tabla 4.29. Resultado de la identificación de sospechosos, de acuerdo a la consulta anterior.

Utilizando las mismas técnicas de Bases de Datos difusas vistas anteriormente, esta consulta encuentra los candidatos sospechosos que mejor se parecen a la descripción de la víctima. Estos candidatos son ordenados por su medida de compatibilidad y desplegados con la fotografía digital, correspondiente. El sistema de identificación de sospechosos permite además expresiones o predicados complejos. La víctima u oficial puede calificar los campos físicos creando nuevas variables lingüísticas con los operadores unión, intersección o negación. Por ejemplo:

Identificación de Sospechosos
 Select N_seriaKPF, Fotodigital
 From ieh054, kpfdb, iehm002
 Estatura: algo ALTA pero no muy BAJA
 Peso: PESADO
 Edad: EDAD_MEDIA pero no VIEJA
 Compleción: ROBUSTA

El valor para la altura candidata es definido por la intersección del modificador lingüístico difuso algo ALTA y el complemento del modificador lingüístico difuso muy BAJA. El operador "pero" es similar al operador difuso AND.

El proceso de identificación criminal esta compuesto por la variabilidad en el cuadro de referencia de los observadores y preferencias culturales. Mientras ninguno de estos puede ser normalizado por un sistema de análisis difuso, algunos aspectos de las percepciones de la víctima pueden ser incorporados modelando y seleccionando facilidades. El mecanismo básico para esto es el **cambio de perspectiva**. Los cambios del dominio principal del conjunto difuso están basados en la perspectiva del dominio difuso.

Identificación de Sospechosos
 Select Apellido, N_seriaKPF, Fotodigital
 From ieh054, kpfdb, iehm002
 Estatura: ALTA de una BAJA perspectiva
 Peso: PESADO
 Edad: VIEJA de una JOVEN perspectiva
 Figura: ROBUSTA

Cuyo resultado es:

Apellido	N_seriaKPF	Fotodigital
Nichols	4856-01-122	0.989
Hogarth	3006-44-307	0.940
Klien	1107-11-891	0.903
Smuthers	1397-63-308	0.882
Wienmen	2443-79-114	0.571
Evans	5099-27-990	0.486

Tabla 4.30. Resultado de la identificación de sospechosos, de acuerdo a la consulta anterior.

La explicación atrás del cambio de perspectiva es claro. El significado de "viejo" para alguien con 18 años de edad no es el mismo para alguien con 45 años, o bien, el significado de "alto" para alguien por debajo de cuatro pies no es el mismo que para alguien por arriba de seis pies. Para encontrar eficazmente la relación

entre un conjunto difuso y los datos de los sospechosos en la Base de Datos, el dominio de los conjuntos difusos debe ser ajustado para acomodar las perspectivas de la víctima.

Fotografías Digitales

Cuando son seleccionados y ordenados una lista de candidatos sospechosos por el sistema de consultas difusas, la fotografía digital de cada sospechoso es desplegada, con el nombre del candidato. Las fotografías están disponibles para ser modificadas añadiendo o removiendo edad, vello facial, anteojos, cambios en el color de cabello, piel y color de ojos. El sistema contiene un generador de imágenes aleatorias que crea un conjunto de sospechosos imaginarios y mezcla estos con los reales en la Base de Datos. Estas imágenes son dibujadas cerca de parámetros difusos especificados por el usuario. En esta forma, la policía puede operar en modo simple o en doble máscara para asegurar si la víctima identifica a un individuo de la Base de Datos. En el modo de doble máscara, ni la víctima ni el oficial saben qué fotografías son reales y cuáles son sospechosos virtuales.

• Consultas Difusas a una Base de Datos de Fondos y Valores

El mercado de valores representa uno de los más variados y complejos campos de inversión, ya que su éxito depende no sólo de la combinación de conocimiento, habilidad e información; sino también de eventos de carácter político y social, cambios drásticos de la naturaleza y de la subjetividad de la expectativa y confianza de los inversionistas. Existen miles de valores en el mercado que son tratados en millones de intercambios de valores.

Los fondos de inversión son vehículos financieros que ofrecen un manejo profesional y diversificado de una cartera. Los fondos en general son menos riesgosos que los valores, sin embargo no están libres de riesgos. Existen miles de fondos manejados por corporaciones, compañías y bancos. Existe una fuerte competencia en el mercado, al tratar de que estos fondos sean mejores y más atractivos para los clientes. Los administradores de los fondos presentan sus estrategias de inversión y recomendaciones en varias cartas y reportes, además compran y venden decisiones que usualmente reflejan el consenso de varios administradores.

Desde los sesentas, el mercado de valores ha experimentado grandes cambios. Uno de los factores principales han sido los avances en la tecnología de la computación.

Selección de valores de forma automatizada (por medio de computadora)

Es de gran interés la selección de fondos y valores de manera automatizada, mientras existen muchas actividades en esta área, poco se sabe de ellas. Un caso fue reportado en 1969 por Mandelman, en el cual todos los valores de Estados Unidos fueron almacenados en una computadora para seleccionar aquéllos que cumplieran con los siguientes cinco requerimientos:

- Débito bajo
- Ganancia alta
- Alto dividendo
- PS (precio-ganancia) muy bajo
- Precio del valor bajo

PS es una herramienta para comparar el mérito relativo de diferentes valores. Por ejemplo, si una compañía A produce un producto que ha estimado con una ganancia de \$2 por unidad al término del año y su valor en este momento en el mercado es de \$12 por unidad, el PS es $12/2 = 6$. Otra compañía B produce un producto similar con las mismas ganancias de \$2 por unidad pero su valor es de \$16 por unidad, por lo tanto el PS es $16/2 = 8$. Entonces normalmente uno podría pensar que la compañía A es más atractiva. Esto no explica

cómo son determinados los límites de "bajo débito", "ganancia alta", "alto dividendo", "PS muy bajo" y "precio del valor muy bajo". Puede ser una tarea muy difícil el análisis de cada uno de los términos anteriores. Sólo nueve valores fueron seleccionados y comprados el 2 de marzo de 1973, siete meses después, la ganancia fue de 15.7% (28.4% anualizada). Esto fue considerado en el reporte como una buena ganancia bajo las circunstancias de esa época. El autor conduyó diciendo que su experimento confirmaba su creencia de que una computadora podía ser una buena herramienta en la selección de valores.

Acceso a través de Lógica Difusa

La metodología de lógica difusa puede producir mejores resultados. Cada requerimiento almacenado por Mandelman, ha sido caracterizado por las variables lingüísticas: débito, ganancia, dividendo, PS y precio del valor. Bajo, muy bajo y alto son los conjuntos difusos de las variables lingüísticas. El experto financiero debe ser capaz de describir las variables antes mencionadas y realizar consultas complejas difusas como:

```
SELECT NOMBRE
FROM VALORES
WHERE DEBITO SEA BAJO
AND GANANCIA SEA ALTA
AND DIVIDENDO SEA ALTO
AND PS SEA MUY BAJO
AND PRECIO DEL VALOR SEA BAJO
```

Existen instituciones financieras en varios países utilizando lógica difusa para el manejo de cartera, pero es muy difícil obtener información a cerca de sus actividades. Se ilustrará a continuación el acceso a una pequeña Base de Datos de fondos de inversión utilizando lógica difusa.

Consideremos la siguiente tabla 4.27 que contiene los mejores veinte fondos de inversión de Canadá.

Fondos	Valor Total		Cambio %	Ganancia %		
	31/12/95	31/03/94		1 Año	3 Años	5 Años
F ₁	4.08	2.31	76.6	14.1	17.3	19.4
F ₂	3.19	1.57	103.2	14.2	18.2	21.7
F ₃	3.03	3.59	-16.6	11.5	6.6	8.0
F ₄	2.61	1.86	40.3	18.8	9.8	10.8
F ₅	2.45	2.58	-5.3	10.3	8.3	9.1
F ₆	2.44	1.81	34.8	9.9	14.3	13.6
F ₇	2.36	2.43	-3.0	6.3	5.2	6.4
F ₈	2.13	0.64	232.8	11.7	14.6	n/a
F ₉	2.10	1.31	60.3	10.6	13.3	12.2
F ₁₀	2.04	2.79	-26.9	12.9	7.8	9.8
F ₁₁	2.00	1.70	17.6	14.8	19.6	24.6
F ₁₂	1.98	1.60	23.8	11.9	12.9	9.6
F ₁₃	1.94	2.03	-4.4	6.1	4.9	n/a
F ₁₄	1.92	2.22	-13.5	14.3	11.0	11.3
F ₁₅	1.88	1.46	28.8	15.3	18.2	17.6
F ₁₆	1.81	1.16	56.0	16.7	20.8	23.9
F ₁₇	1.79	0.97	84.5	15.0	14.1	13.4
F ₁₈	1.64	1.72	-4.7	19.3	9.02	10.8
F ₁₉	1.59	1.68	-5.4	19.9	23.0	n/a
F ₂₀	1.44	1.20	20.0	10.7	15.9	15.8

Tabla 4.31. Tabla de Fondos Canadienses.

Esta tabla fue tomada de "El consultor de fondos de valores" escrito y editado por C. Tidd en febrero de 1996. No se presentan los nombres reales de los fondos de inversión, únicamente les asignamos un número.

El objetivo principal de este caso es determinar los cambios de los veinte mejores fondos de inversión de ese país y hacer un breve análisis basados en la información de 21 meses (del 31 de marzo de 1994 al 31 de diciembre de 1995), utilizando datos reales para la elaboración de las consultas difusas.

Consideraremos las variables lingüísticas cambio y ganancia y sus respectivos conjuntos difusos que se muestran a continuación:

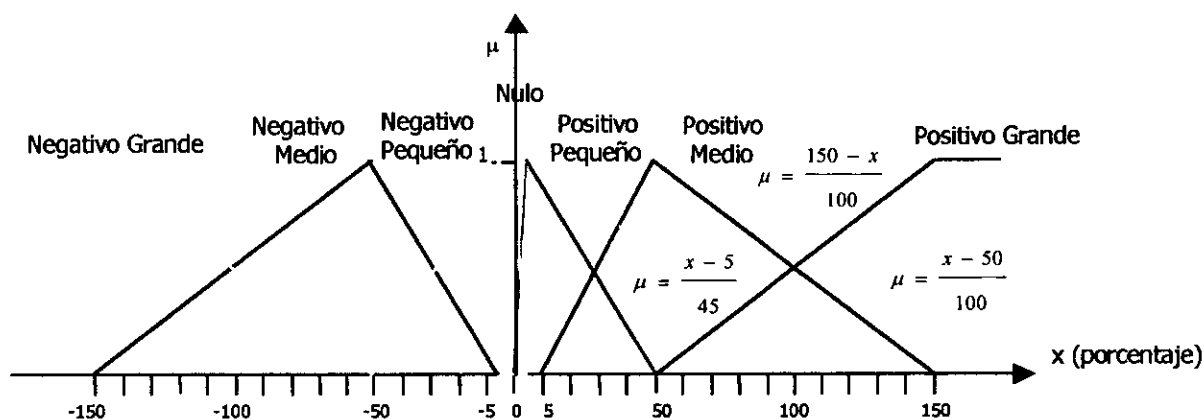


Figura 4.30. Conjuntos difusos de la variable Cambio.

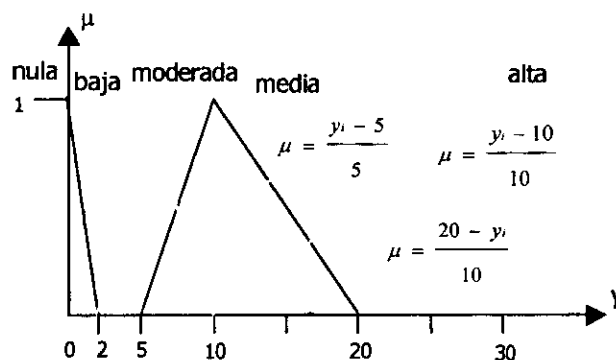


Figura 4.31. Conjuntos difusos de la variable Ganancia, para uno, tres y cinco años, donde $y_i = 1, 3, 5$.

Ahora consideremos las siguientes consultas difusas:

Consulta 1.

```

SELECT FONDOS
FROM TABLA
WHERE CAMBIO SEA POSITIVO GRANDE
AND 1 AÑO_GANANCIA SEA ALTA
AND 3 AÑO_GANANCIA SEA ALTA
AND 5 AÑO_GANANCIA SEA ALTA
    
```

El propósito de esta consulta es identificar los fondos que recogen una gran cantidad de dinero (significando más negocio) mientras producen consistentemente ganancias altas.

Siguiendo el procedimiento utilizado en consultas anteriores para calcular los valores de pertenencia, obtenemos los resultados que se muestran en la tabla 4.28. Consideremos como ejemplo, la validación para el fondo F_1 . Substituyendo el valor de 76.6, de este fondo para el campo cambio en la función de pertenencia:

$$\mu = \frac{x - 50}{100}$$

Obtenemos un grado de pertenencia de 0.27. Substituyendo los valores de 14.1 para y_1 , 17.3 para y_3 , y 19.4 para y_5 dentro de la función de pertenencia:

$$\mu = \frac{y_i - 10}{10}$$

Obtenemos los grados de pertenencia de 0.41, 0.73 y 0.94, respectivamente.

La evaluación por medio del operador AND, se obtiene tomando el mínimo grado de pertenencia, esto es, $\min(0.27, 0.41, 0.73, 0.94) = 0.27$, mientras que por medio del operador PROMEDIO, se obtiene tomando el promedio de los grados de pertenencia, esto es, $(0.27+0.41+0.73+0.94)/4 = 0.59$.

Podemos utilizar además un Alfa Cut (punto de partida) de 0.2, lo cual significa que los fondos con grados de pertenencia por debajo de 0.2, no serán considerados. Los resultados se presentan en la tabla siguiente:

Fondos	GP(Cambio "Positivamente Grande")	GP (1 Año Ganancia)	GP (3 Año Ganancia)	GP (5 Año Ganancia)	AND	PROMEDIO
F ₁	0.27	0.41	0.73	0.94	0.27	0.59
F ₂	0.53	0.42	0.82	1	0.42	0.69
F ₃	0	0.15	0	0	0	0.04
F ₄	0	0.88	0	0.08	0	0.24
F ₅	0	0.03	0	0	0	0.01
F ₆	0	0	0.43	0.36	0	0.20
F ₇	0	0	0	0	0	0
F ₈	1	0.17	0.46	n/a	0.17	0.54
F ₉	0.10	0.06	0.33	0.22	0.06	0.18
F ₁₀	0	0.29	0	0	0	0.07
F ₁₁	0	0.48	0.96	1	0	0.61
F ₁₂	0	0.19	0.29	0	0	0.12
F ₁₃	0	0	0	n/a	0	0
F ₁₄	0	0.43	0.10	0.13	0	0.17
F ₁₅	0	0.53	0.82	0.76	0	0.53
F ₁₆	0.04	0.67	1	1	0.04	0.68
F ₁₇	0.35	0.50	0.41	0.34	0.34	0.40
F ₁₈	0	0.93	0	0.08	0	0.25
F ₁₉	0	0.99	1	n/a	0	0.66
F ₂₀	0	0.07	0.59	0.58	0	0.31

Tabla 4.32. Evaluación de los registros de la consulta 1 (Fondos Canadienses), mediante los métodos AND y PROMEDIO.

Ambos métodos colocan al fondo F_2 en el primer lugar, aunque con diferencias considerables. En este caso, los fondos menores al 50% no califican en el conjunto difuso Positivo Grande para el campo cambio, y por otro lado, el fondo F_8 con el valor más elevado en el campo cambio, no se incluye por tener un valor de 11.7% en 1 año ganancia, teniendo un grado de pertenencia de 0.17, por debajo del Alfa Cut establecido.

Orden	Fondos	AND
1	F ₂	0.42
2	F ₁₇	0.34
3	F ₁	0.27

Tabla 4.33. Resultado de la consulta 1 (Fondos Canadienses), aplicando un Alfa Cut de 0.2.

Si se adopta un Alfa Cut más pequeño por ejemplo de 0.1, entonces se incrementa el número de fondos involucrados, lo cual se muestra a continuación:

Orden	Fondos	PROMEDIO
1	F ₂	0.69
2	F ₁₆	0.68
3	F ₁₉	0.66
4	F ₁₁	0.61
5	F ₁	0.59
6	F ₈	0.54
7	F ₁	0.53
8	F ₁₇	0.40
9	F ₂₀	0.31
10	F ₁₈	0.25
11	F ₃	0.24
12	F ₆	0.20

Tabla 4.34. Resultado de la consulta 1 (Fondos Canadienses), aplicando un Alfa Cut de 0.1.

Consulta 2

```

SELECT FONDO
FROM TABLA
WHERE CAMBIO SEA POSITIVO MEDIO
      AND 1 AÑO_GANANCIA SEA ALTA
      AND 3 AÑO_GANANCIA SEA ALTA
      AND 5 AÑO_GANANCIA SEA MEDIA
    
```

Esta consulta está enfocada en los fondos que han expandido sus negocios y producido en los últimos tres años ganancias altas, y por tanto, han incrementado su desarrollo.

Los resultados finales se presentan en la tabla siguiente:

Fondos	GP(Cambio "Positivamente Medio")	GP (1 Año Ganancia)	GP (3 Año Ganancia)	GP (5 Año Ganancia)	AND	PROMEDIO
F ₁	0.73	0.41	0.73	0.06	0.06	0.48
F ₂	0.47	0.42	0.82	0	0	0.43
F ₃	0	0.15	0	0.60	0	0.19
F ₄	0.64	0.88	0	0.92	0	0.61
F ₅	0	0.33	0	0.82	0	0.29
F ₆	0.54	0	0.43	0.57	0	0.39
F ₇	0	0	0	0.14	0	0.04

F ₈	0	0.17	0.46	n/a	0	0.21
F ₉	0.90	0.06	0.33	0.78	0.06	0.52
F ₁₀	0	0.29	0	0.96	0	0.31
F ₁₁	0.23	0.48	0.96	0	0	0.42
F ₁₂	0.34	0.19	0.29	0.92	0.19	0.44
F ₁₃	0	0	0	n/a	0	0
F ₁₄	0	0.43	0.10	0.87	0	0.35
F ₁₅	0.43	0.53	0.82	0.24	0.24	0.51
F ₁₆	0.94	0.67	1	0	0	0.65
F ₁₇	0.66	0.50	0.41	0.66	0.41	0.56
F ₁₈	0	0.93	0	0.92	0	0.46
F ₁₉	0	0.99	1	n/a	0	0.66
F ₂₀	0.27	0.07	0.59	0.42	0.07	0.34

Tabla 4.35. Evaluación de los registros de la consulta 2 (Fondos Canadienses), mediante los métodos AND y PROMEDIO.

Consulta 3.

```

SELECT FONDO
FROM TABLA
WHERE CAMBIO SEA NEGATIVO PEQUEÑO
AND 1 AÑO_GANANCIA SEA MODERADA
AND 3 AÑO_GANANCIA SEA MODERADA
OR BAJA

```

Esta consulta intenta obtener los fondos que están perdiéndose en el negocio (el peor caso es -26.9%) y también aquellos que han obtenido una ganancia poco impresionante durante los últimos tres años, en comparación con sus competidores. Para 1 año ganancia, no encontramos ningún fondo con una ganancia baja mientras que en 3 años ganancia existe uno, esto explica el uso del operador OR para conectar las expresiones concernientes al campo 3 años ganancia.

Los cálculos para obtener los grados de pertenencia, son similares a los efectuados hasta este momento.

Los grados de pertenencia para cada tupla serán calculados de acuerdo a la fórmula siguiente:

$$\text{CNP AND 1YM AND (3YM OR 3YB)}$$

Lo cual puede ser expresado como:

$$\text{Min(CNP, 1YM, max(3YM, 3YB))}$$

Las Bases de Datos que incorporan información difusa e imprecisa, tienen beneficios importantes: Primero, constituyen una representación más exacta del universo real en la Base de Datos. Segundo, dan al usuario considerablemente más flexibilidad en la manipulación de datos. Estas Bases de Datos pueden tener campos homogéneos, en donde todas las instancias (valores) de un campo son del mismo tipo, o heterogéneos, en donde pueden ser de diferentes tipos tales como: rango de valores, nulos o distribuciones de posibilidad. Las Bases de Datos, por lo general, contienen campos homogéneos porque permiten consistencia y facilidad en el manejo de los datos.

Las Bases de Datos Difusas, se utilizan para toma de decisiones auxiliares en áreas como diagnósticos médicos, inversiones y exploraciones geológicas, donde existe subjetividad y datos imprecisos pero totalmente valiables.

Como hemos visto la aplicación de Lógica Difusa en la manipulación de Bases de Datos, cada vez es más importante, porque en muchas ocasiones facilita el procedimiento y obtiene una mejor solución. Debido a esto en el siguiente capítulo nos enfocaremos en el desarrollo de un sistema basado en Lógica Difusa para la explotación de Bases de Datos relacionales.

CAPITULO 5

FUZZY EXPLORER

I. INTRODUCCION A FUZZY EXPLORER

1 Presentación

Los modelos de Bases de Datos convencionales no han sido lo suficientemente buenos, hasta el momento, para almacenar, recuperar y procesar datos ambiguos que existen en el mundo real, aplicando **Lógica Difusa** a Manejadores de Datos se han creado Bases de Datos Difusas que han surgido con un nuevo concepto en el manejo y explotación de información imprecisa.

Su propósito es manejar apropiadamente este tipo de información y proporcionar una estructura al proceso de consultar información con incertidumbre o información incompleta, así como ser un mecanismo que acerque nuestro lenguaje natural e impreciso a la forma de explotar y manipular información dentro de una Base de Datos.

Las **Bases de Datos Fuzzy** son una extensión del modelo relacional y su estructura difiere de acuerdo al tipo de ambigüedad que se intente procesar y manipular.

Utilizando conjuntos difusos Lógica Difusa permite ensanchar la evaluación de las especificaciones en la cláusula WHERE (de una consulta en SQL), y de esta forma obtener más del significado principal de una consulta. Por lo que un registro puede pertenecer a una u otra consulta con diferentes grados de pertenencia.

2 ¿Qué es Fuzzy Explorer?

En el Centro de Instrumentos de la Universidad Nacional Autónoma de México se ha desarrollado: **Fuzzy Explorer**, un sistema que permite explorar cualquier Base de Datos de forma difusa. En este sistema es posible configurar los campos de una tabla convirtiéndolos en **información Fuzzy** y de esta forma dejar el panorama listo para que el usuario elabore sus propias consultas de forma difusa.

Con esta herramienta es posible saber que tan cerca estaba cierta información del selecto grupo de una consulta tradicional.

Fuzzy Explorer ha sido creado con el propósito de manejar datos imprecisos y poder realizar consultas en forma difusa, convirtiendo a las Bases de Datos en Bases Difusas.

Este sistema ha sido desarrollado para manejar cualquier Base de Datos Access haciendo una replica de los datos originales y generando un controlador difuso para cada Base de Datos que se requiera fucificar.

Contiene una Base de Datos propia del sistema que permite controlar el acceso por usuario a las diferentes Bases de Datos Fuzzy además de controlar los diferentes archivos que conforman una Base de Datos Fucificada.

3 Objetivos de Fuzzy Explorer

El sistema ha sido diseñado con los siguientes objetivos:

Permite seleccionar al experto qué información quiere explorar de forma difusa (a nivel Base de Datos, Tablas, Campos), no teniendo ninguna limitante en número de Base de Datos, tablas o campos.

Permite configurar el dominio de cada variable lingüística así como todos aquellos elementos que tengan que ver con la creación y parametrización de conjuntos difusos, permitiendo un número ilimitado de conjuntos difusos por cada campo.

Soporta las formas más comunes utilizadas en Lógica Difusa para la creación de conjuntos difusos, permitiendo incluso una combinación de diferentes formas dentro de la misma variable lingüística.

Esta diseñado para desarrollar con gran facilidad el proceso de Tuning o ajuste de funciones de pertenencia para la obtención de resultados óptimos.

El constructor de consultas tiene una gran facilidad para la elaboración de nuevas consultas, incluso partiendo de ya existentes, permitiendo de una forma gráfica la creación de ésta.

El sistema está diseñado con un motor de validación de consultas que permite deducir antes de ser ejecutada, si es correcta o tiene algún tipo de error.

Ha sido diseñado con una Base de Datos para que el usuario guarde las consultas que ha realizado o se desarrollen ciertas consultas típicas para la explotación de cierta información periódicamente.

4 Perfiles de Usuario

Fuzzy Explorer ha sido desarrollado para dos tipos de usuarios teniendo dos tareas principalmente:

Perfil de usuario de **Configuración**.- es importante que el usuario de configuración tenga conocimientos en Lógica Difusa y su aplicación en manejadores de datos, del lenguaje de explotación de datos SQL y debe ser capaz de traducir los requerimientos de un experto en un área en específico a un modelo de explotación difuso dentro de la Base de Datos Difusa. Este es el perfil de un usuario de configuración y mantenimiento para el buen uso de la información contenida en el sistema.

Perfil de usuario de **Consulta**.- el usuario de consulta requiere conocimientos de interfaces gráficas y de la información que se requiere explotar dentro de las Bases de Datos Difusas. Este es el perfil de un usuario final de la aplicación.

II. DESCRIPCION POR MODULOS DE FUZZY EXPLORER

1 Pantalla de Acceso

Es la pantalla de presentación del sistema Fuzzy Explorer, en ella se encuentran el nombre y versión del sistema, así como la institución responsable. En esta pantalla se debe introducir un password o contraseña válida para poder ingresar al sistema, una vez que se ha introducido el password adecuado, genera la opción de trabajar con una nueva base de datos ("Nueva.."), o bien, con una dada de alta previamente dentro del sistema ("Abrir Existente").

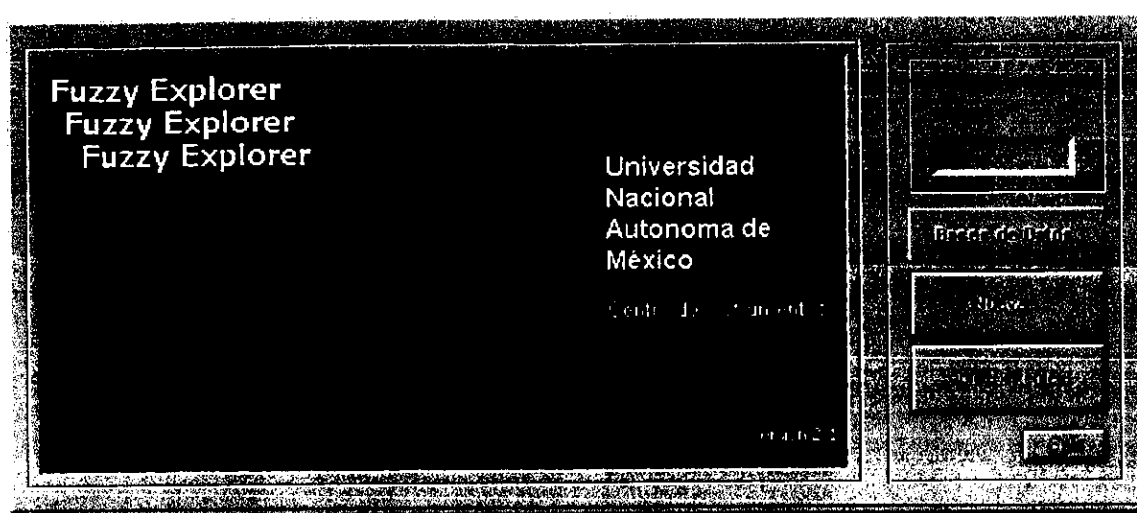


Figura 5.1. Pantalla de Acceso al sistema Fuzzy Explorer.

2 Pantalla Principal

Este es el centro del sistema a través de ésta pantalla se puede acceder a todos los módulos indicados en el menú. Cuenta además con una barra de herramientas que facilitan y agilizan el acceso a módulos específicos.

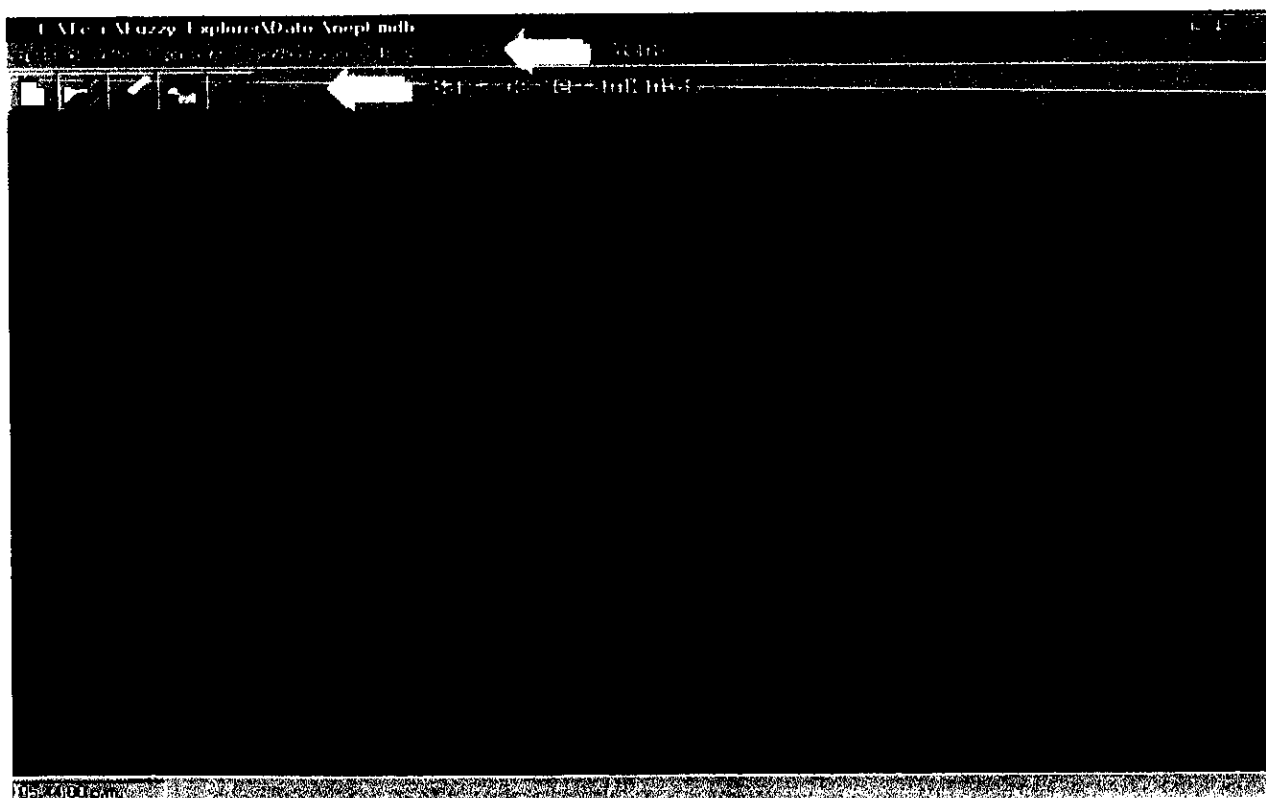


Figura 5.2. Pantalla Principal del sistema Fuzzy Explorer.

3 Menú Principal

El menú Bases de Datos cuenta con los siguientes submenús:

- Nueva: permite abrir una nueva Base de Datos para ser explorada.
- Abrir: accesa a la pantalla Base de Datos a explorar.
- Cerrar: permite cerrar la Base de Datos en análisis.
- Salir: permite cerrar el sistema Fuzzy Explorer.

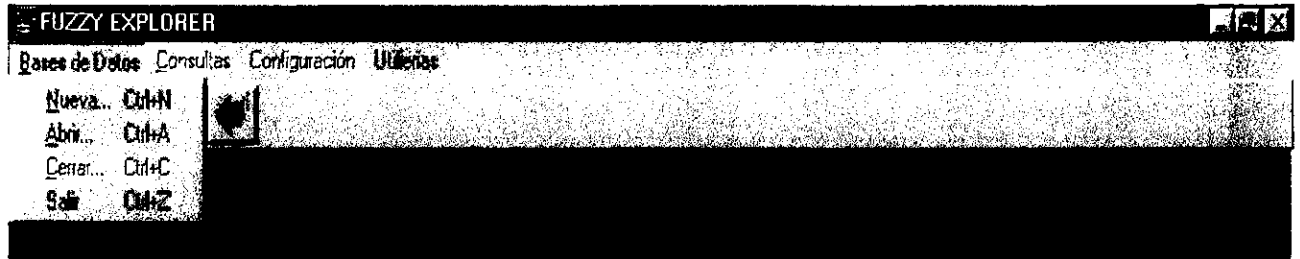


Figura 5.3. Menú Base de Datos.

El menú Consultas cuenta con el siguiente submenú:

- Constructor de Consultas: accesa a la pantalla Constructor de consultas.



Figura 5.4. Menú Consultas.

El menú Configuración cuenta con el siguiente submenú:

- Análisis Difuso: accesa a la pantalla de configuración de conjuntos difusos.



Figura 5.5. Menú Configuración.

El menú Utilerías cuenta con el siguiente submenú:

- Parámetros: contiene parámetros específicos del sistema
- Usuarios: accesa a la pantalla Seguridad.
- Reparar BD: proceso de reparación de Base de Datos
- Compactar BD: proceso de compactación de Base de Datos

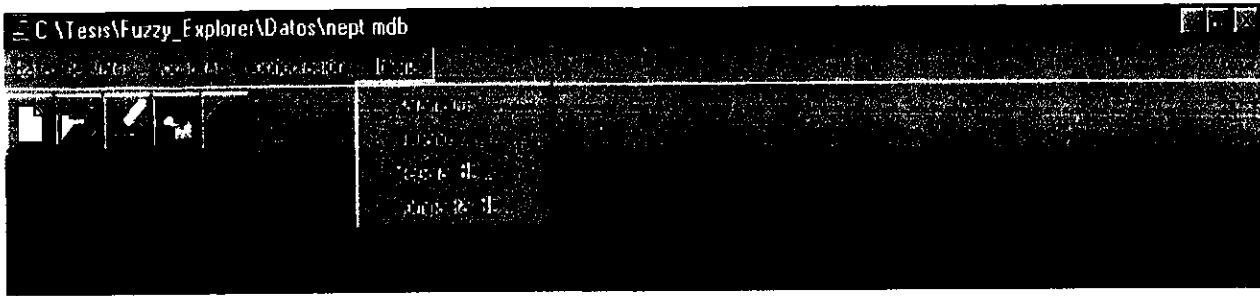


Figura 5.6. Menú Utilerías.

4 Botones Comunes



Ejecuta la acción determinada de la ventana o cuadro de dialogo en que se encuentra. Indica también que los datos son los correctos y con ellos ejecutará la acción.



Agrega un conjunto difuso al campo seleccionado.



Elimina un conjunto difuso o una consulta difusa



Permite modificar las características de un conjunto difuso.



Permite crear, editar y en general, dar de alta conjuntos difusos.



Guarda un conjunto difuso o una consulta difusa creada.



Sale de la pantalla activa.

5 Pantalla Bases de Datos a explorar

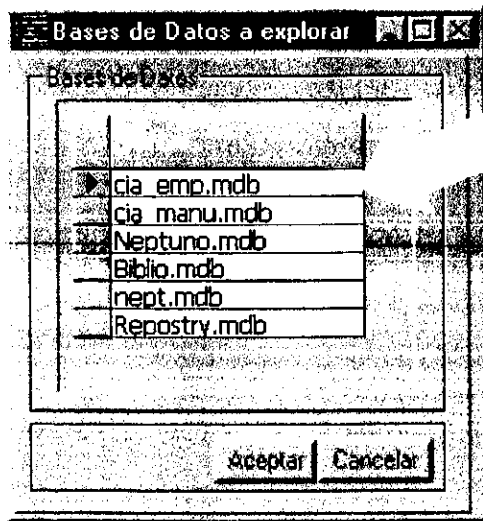


Figura 5.7. Pantalla Bases de Datos a explorar.

Esta pantalla muestra las bases de datos existentes en el sistema Fuzzy Explorer.

Aquí se requiere elegir sobre qué Base de Datos se va a trabajar, si se requiere agregar otra Base de Datos, elija **Nuevo** del menú Principal

6 Pantalla Tablas y Campos a explorar

Esta pantalla muestra dos folders: Tablas y Campos. El folder denominado Tablas, muestra precisamente las tablas existentes dentro de la Base de Datos seleccionada con sus respectivos campos, distinguiendo con el símbolo aquéllas tablas que contienen campos fucificados y con el símbolo las que aún no contienen campos fuzzy.

Al momento de elegir una tabla, el sistema trae una muestra a pantalla de los registros y sus campos correspondientes.

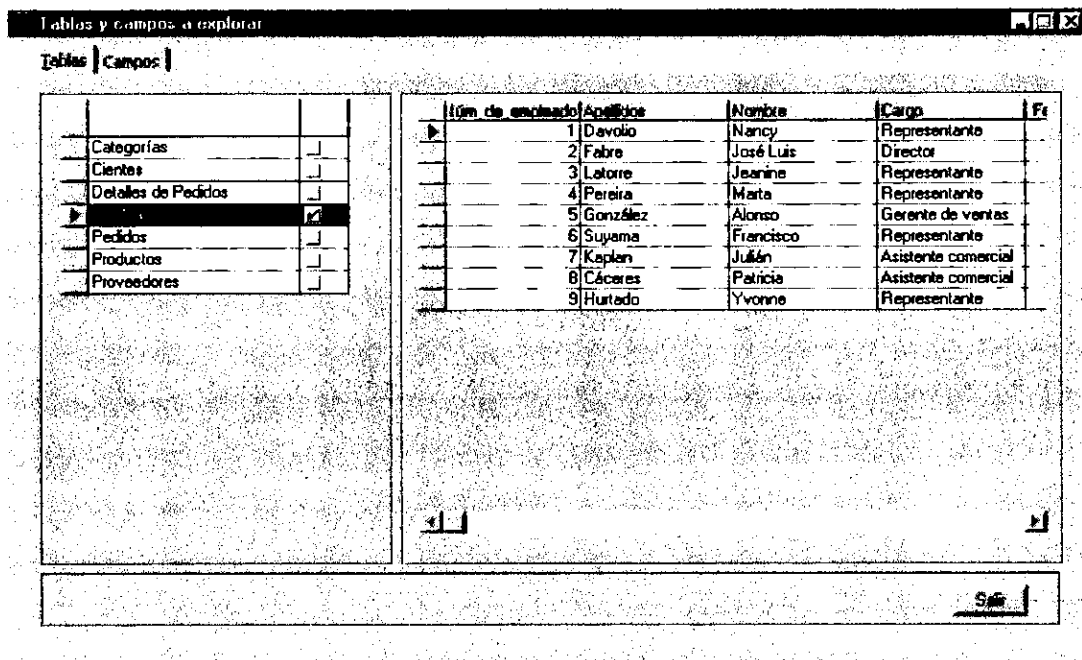


Figura 5.8. Folder Tablas.

El folder denominado Campos, muestra los campos de la tabla seleccionada, distinguiendo con el símbolo los campos que han sido fucificados, además de información concierne a este.

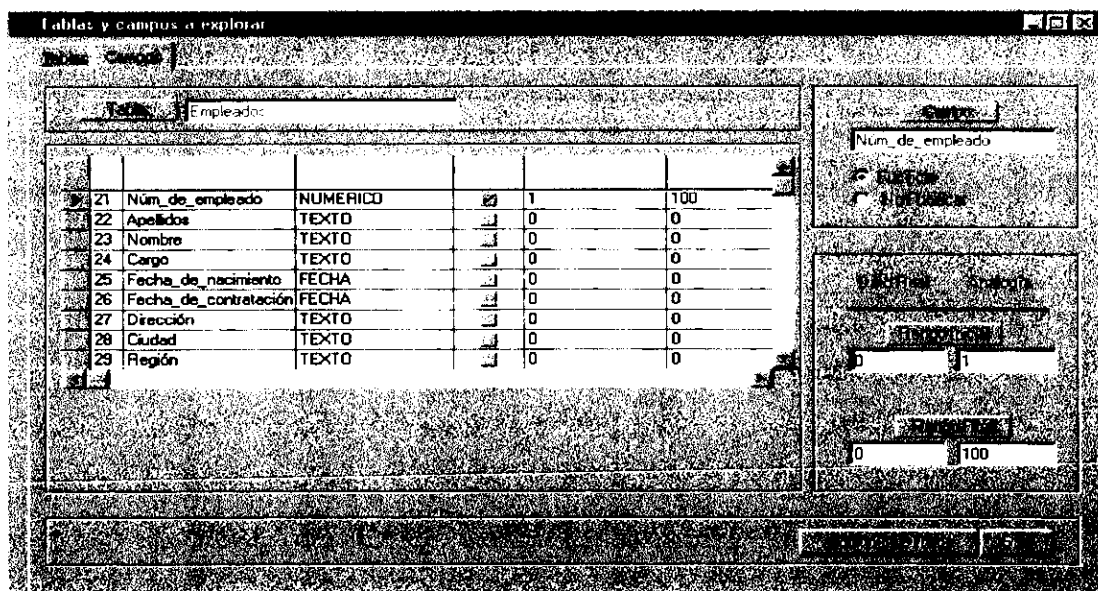


Figura 5.9. Folder Campos.

Para fucificar un campo selecciónelo y elija la opción **Fucificar**, asigne el rango de valores que puede tener el campo en análisis y presione el botón **Conjuntos Difusos**. Generalmente los campos numéricos y tipo fecha son fuertes candidatos para ser fucificados.

7 Pantalla Conjuntos Difusos

Esta pantalla contiene los folders: Conjuntos Difusos y Edición. El primero muestra los conjuntos difusos del campo fucificado elegido, así como sus características de configuración como puntos, formas, alfa cut, etc. Para realizar modificaciones o altas de nuevos conjuntos difusos se debe hacer doble click en el conjunto difuso elegido o seleccionar **Edición**.

Nombre	0	10	30	60	100	110	Forma	Alfa Cut
nula	0	0	0	10	2	0.1		
baja	0	10	10	30	3	0.1		
moderada	10	30	30	60	3	0.1		
media	30	60	60	100	3	0.1		
alta	60	100	110	0	5	0.1		

Figura 5.10. Folder Conjuntos Difusos.

Este folder es el centro de la configuración del sistema, esta pantalla esta diseñada para la creación y edición de conjuntos difusos, asignando: nombre, forma o contorno (triángulo, trapecio, etc.), alfa cut, y dimensiones o puntos útiles para la obtención de su función de pertenencia.

Conjunto Difuso		Analisis	
Forma	Alfa Cut	X	Y
moderada	0.1		
Punto 1	10	10	0
Punto 2	30	30	1
Punto 3	30	30	1
Punto 4	60	60	0

Figura 5.11. Folder Edición.

8 Pantalla Formas de Conjuntos Difusos

Esta pantalla muestra las diferentes formas que pueden tomar los conjuntos difusos dentro del sistema. Para acceder a ésta elija **Buscar** en la pantalla anterior. Una vez elegida la forma para el conjunto difuso haga doble click sobre la figura y automáticamente el sistema elegirá los puntos requeridos para esta figura.

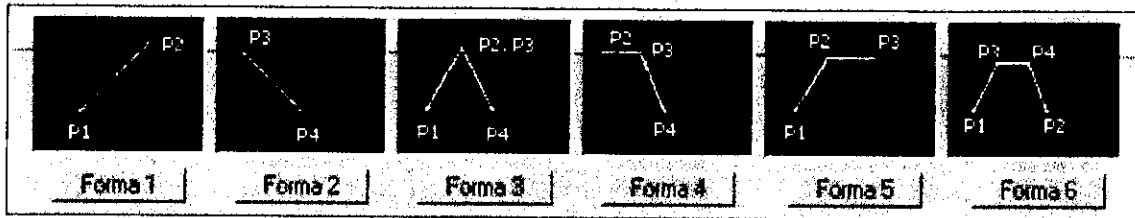


Figura 5.12. Formas de Conjuntos Difusos.

El usuario deberá escoger la forma y el número de conjuntos difusos para cada variable lingüística, así como establecer el rango de cada variable lingüística y los límites de cada conjunto difuso.

9 Pantalla Gráfica de Variables Lingüísticas y sus Conjuntos Difusos

Después de haber introducido los conjuntos difusos del campo seleccionado, el sistema permite graficar dichos conjuntos, de acuerdo a los datos establecidos anteriormente. Este procedimiento se realiza de igual forma para cualquier otro campo que desee fucificarse.

Esta pantalla muestra la gráfica de los conjuntos difusos creados. Para acceder a esta pantalla oprima el botón de **Grficar** en la ventana de Conjuntos Difusos.

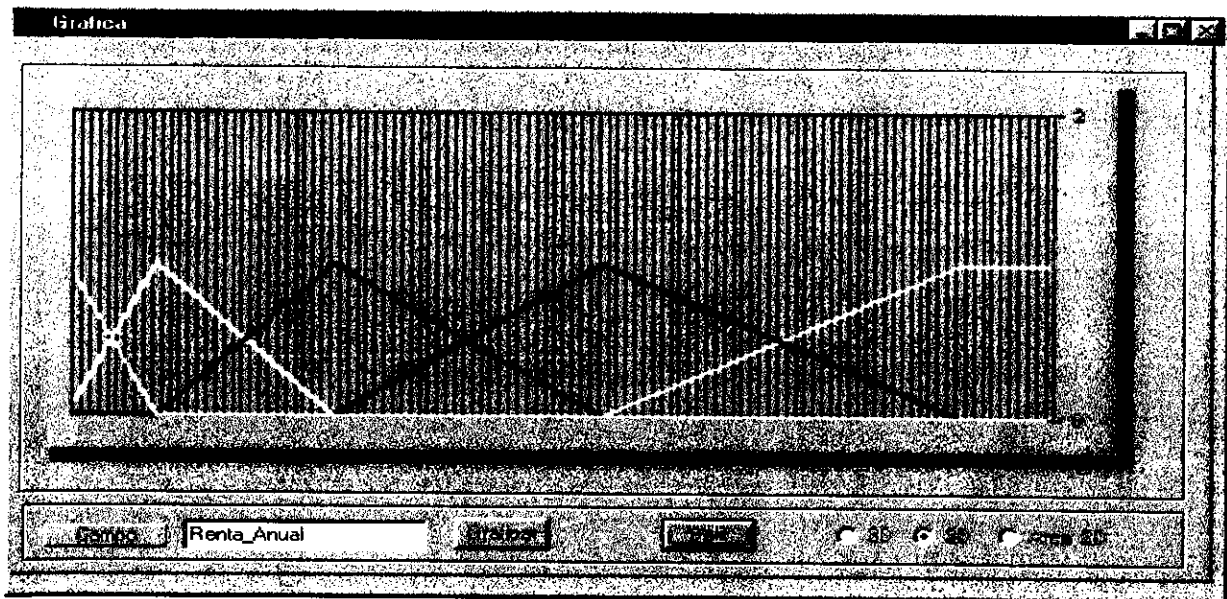


Figura 5.13. Gráfica de Conjuntos Difusos.

10 Pantalla Constructor de Consultas

Esta pantalla muestra dos folders: Consultas y Constructor. El folder Consultas muestra las consultas que han sido creadas dentro del sistema. Para acceder la edición o creación de una nueva consulta haga doble click en la consulta elegida o elija **Constructor**.

Tabla	Select	Where parte 1	Op 1
Compañías	Edad_Cia, Consulta, Consulta, Consulta, Co	Edad_Cia Sea Muy madura	
Compañías	Utilidad, Edad_Cia, Nombre	Edad_Cia Es joven OR Renta_Anual Es moderada OR Cantidad_Productos Sea	
Compañías	Edad_Cia, Nombre	Edad_Cia Sea joven	OR
Compañías	Edad_Cia, Cantidad_Productos, Renta_Anu	Renta_Anual Sea moderada AND Cantidad_Productos Sea algunos	OR

Figura 5.14. Fuzzy Consultas.

El folder Constructor, permite la elaboración de Consultas Difusas.

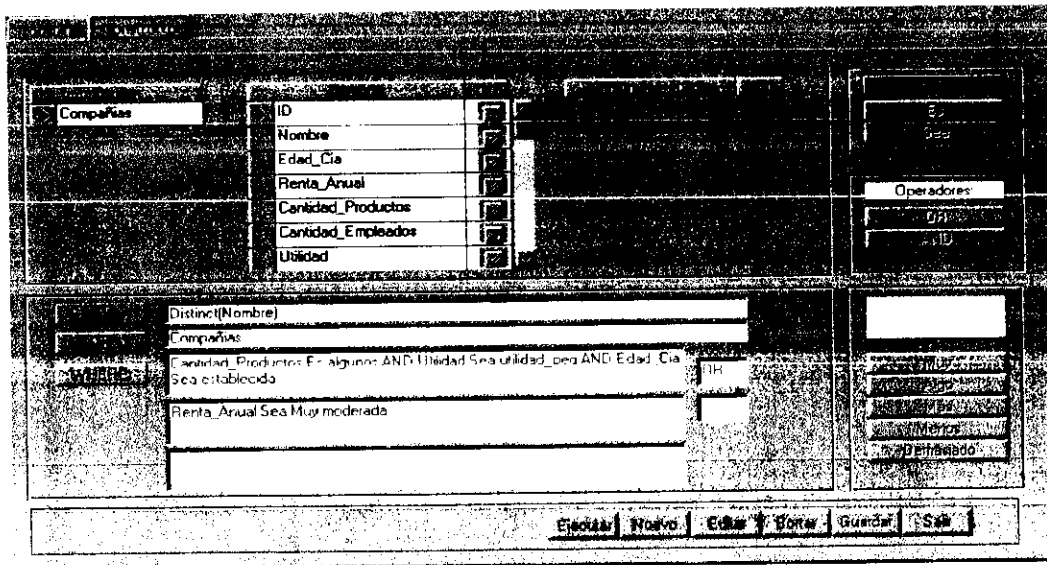


Figura 5.15. Constructor de Consultas.

Las consultas difusas son hechas basándose en los conceptos fundamentales de SQL, pero con las siguientes modificaciones:

- Los conectores utilizados son: ES y SEA
- Los operadores permitidos son: OR y AND.
- Los modificadores lingüísticos empleados son: MUY, ALGO, MAS, MENOS, DEMASIADO.

Al momento de elegir las tablas a consultar, el sistema irá trayendo los campos que conforman cada una de ellas, así como también, indicará cuales de estos campos son campos difusos.

Al elegir un campo difuso se mostrarán los conjuntos difusos respectivos para dicho campo. Esta pantalla permite dos formas de realizar una consulta: Auxiliándose de los diferentes medios para facilitar la construcción o escribir directamente en los campos de SELECT, TABLA, WHERE.

Sintaxis permitida:

SELECT.- Admite cualquier sintaxis permitida en SQL para la parte comprendida entre el Select y el From, no importando las funciones que se utilicen (sum, count, etc.) así como el número de campos. El sistema valida que sean campos válidos así como sintaxis permitida.

TABLA.- Nombre de las tablas de donde se realizará la consulta. Permite cualquier sintaxis de SQL, el sistema verifica que sean tablas permitidas.

WHERE.- Es la parte donde se amplían los criterios de selección con conjuntos difusos:

Permite 3 segmentos de la parte del Where donde en cada uno se pueden usar tantos operadores lógicos como sea necesario siempre y cuando sólo se usen de un sólo tipo OR o AND, si la consulta requiere diferentes operadores, estos tendrán que ser agrupados dentro de otra parte del Where. Los operadores lógicos entre las partes del Where pueden ser diferentes o del mismo tipo.

Una estructura simple que tiene una sentencia valida dentro de la cláusula WHERE se muestra a continuación:

Campo + Conector + Modificador Lingüístico + Conjunto Difuso

Una estructura con varias sentencias dentro de la cláusula WHERE se muestra a continuación:

Campo + Conector + Modificador Lingüístico + Conjunto Difuso + Operador ...

Campo + Conector + Modificador Lingüístico + Conjunto Difuso + Operador ... etc.

11 Pantalla Resultados

Esta pantalla muestra el resultado de la consulta difusa, así como el grado de pertenencia de cada registro a la consulta difusa.

	FAMILIA	EVALUACION	CATEGORIA	EVALUACION	CATEGORIA
17	0.09	0.09	0.09	0.09	0.09
16	0.16	0.16	0.16	0.16	0.16
12	0.64	0.64	0.64	0.64	0.64
9	0.36	0.36	0.36	0.36	0.36

Figura 5.16. Pantalla Resultados.

12 Pantalla Seguridad

Esta pantalla permite dar de alta a usuarios del sistema, con la finalidad de permitir el acceso únicamente a usuarios autorizados.

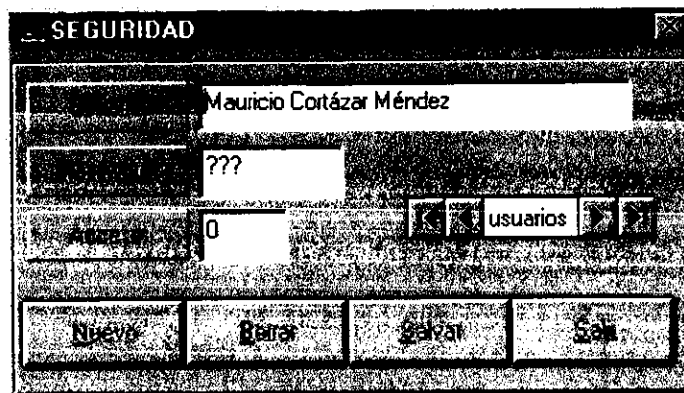


Figura 5.17. Pantalla Seguridad.

III INFORMACION TECNICA DE FUZZY EXPLORER

1 Marco Tecnológico

Sistema Operativo: Windows 95, 98 o NT

Arquitectura: Cliente/Servidor

Cliente: Desarrollado para un ambiente gráfico (Windows 95, NT o posterior)

Soporta accesos vinculados a cualquier plataforma vía ODBC

2 Herramientas utilizadas en el Desarrollo:

Visual Basic 5.0

Objetos:

StdOle2.Tlb#Standard OLE Types

Microsoft DAO 2.5 Object Library

Object={0BA686C6-F7D3-101A-993E-0000C0EF6F5E}#1.0#0; THREED32.OCX

Object={F9043C88-F6F2-101A-A3C9-08002B2F49FB}#1.1#0; COMDLG32.OCX

Object={5E9E78A0-531B-11CF-91F6-C2863C385E30}#1.0#0; MSFLXGRD.OCX

Object={BDC217C8-ED16-11CD-956C-0000C04E4C0A}#1.1#0; TABCTL32.OCX

Object={CC0918E0-EFE5-11CF-A044-00AA00B6015C}#1.0#0; ASCTRLS.OCX

Object={6B7E6392-850A-101B-AFC0-4210102A8DA7}#1.2#0; COMCTL32.OCX

Object={C932BA88-4374-101B-A56C-00AA003668DC}#1.1#0; MSMASK32.OCX

Object={00028C21-0000-0000-0000-000000000046}#4.0#0; TDBG32.OCX

Object={02B5E320-7292-11CF-93D5-0020AF99504A}#1.0#0; MSCHART.OCX

Object={139DD5D1-D6E2-11D0-89D4-00A0C90833E6}#1.0#0; DAXCTLE.OCX

Access 7.0, driver's ODBC

Crystal Report's 6.0

3 Estructura de Archivos

El sistema cuenta con una carpeta principal la cual contiene las siguientes subcarpetas:

Fuzzy_Explorer.- Carpeta principal del sistema

Datos.- Guarda todas las bases de Datos a Explorar y las bases principales del sistema

- Fuzzy_Explrer.mdb
- Fuzzy_Template.mdb

Fuentes.- Contiene todos los archivos fuentes del sistema

- *.frm archivos de formas
- *.frx archivos binarios de las formas
- *.vbw archivos de control
- fuzzy_Explorer.vbp archivo central del proyecto (obj)
- *.bas archivos de módulos

Programas.- Contiene los siguientes archivos de ejecución:

- Fuzzy_Explorer.exe archivo ejecutable del sistema
- Fuzzy_Explorer.ini archivo de configuración para acceso a servidor contiene las rutas de las carpetas del sistema.

Gráficos.- Contiene todos los gráficos utilizados en el sistema

Reportes.- Contiene los reportes finales para el usuario

- *.rpt archivos de crystal report's

Respaldos.- Contiene los archivos de respaldo generados por el sistema.

4 Arquitectura Tecnológica

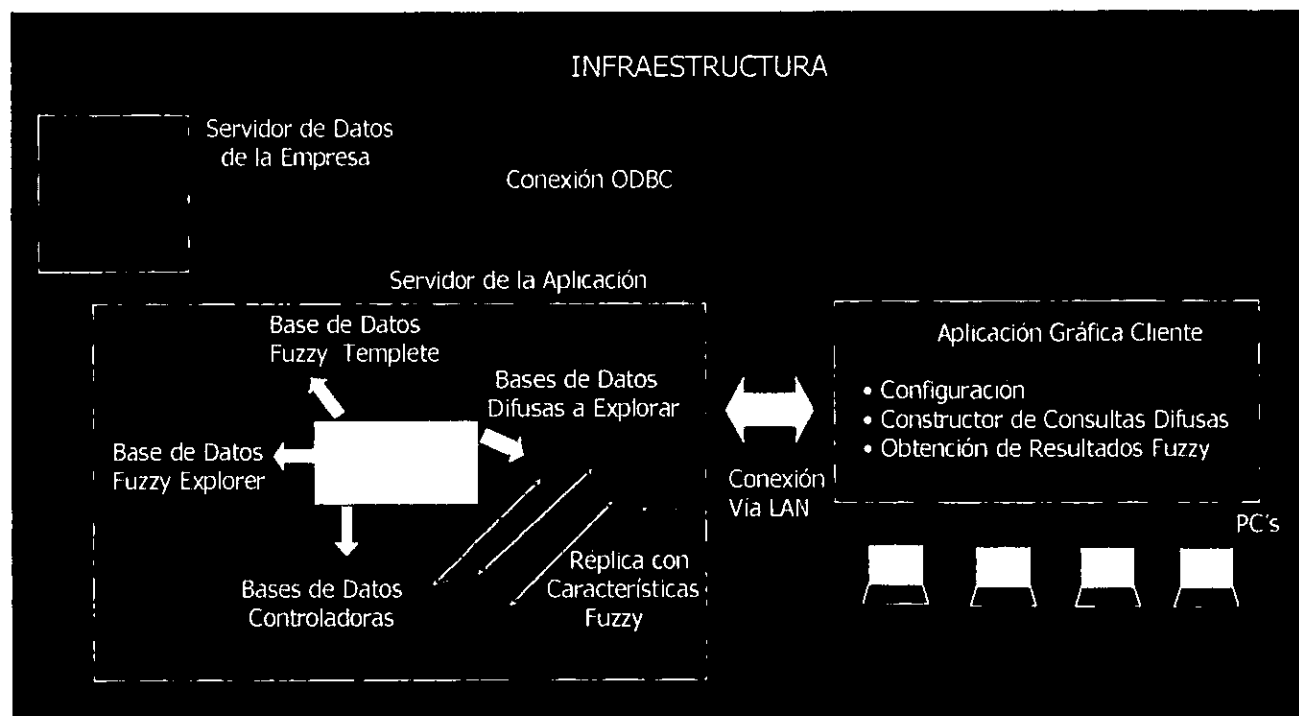


Figura 5.18. Arquitectura Tecnológica del sistema Fuzzy Explorer.

5 Estructura de Datos

Fuzzy Explorer contiene las siguientes Bases de Datos:

Fuzzy Explorer.- Base central del sistema en donde se almacenan las diferentes Bases de Datos a explorar de forma difusa así como los catálogos del sistema útiles para la realización de cualquier consulta difusa. Contiene además permisos y accesos para usuarios.

Relación de Tablas

Nombre
Bases_Datos
Cat_Conectores
Cat_Formas
Cat_Modificadores_Lingüísticos
Cat_Operadores
Cat_Tipos_Datos
Modificadores_Lingüísticos
Usuarios
Usuarios_x_BD

Tabla 5.1. Relación de Tablas de la BD Fuzzy Explorer.

Fuzzy Template.- Base controladora para cada Base a Explorar, renombrada por cada Base de Datos a explorar más el prefijo FUZZY, en ella se guarda la estructura de las Bases de Datos, así como la configuración requerida para la explotación difusa de datos.

Relación de Tablas

Nombre
Campos_Explorar
Conjuntos_Difusos
Consultas
Consultas_Auxiliar
Tablas_Explorar

Tabla 5.2. Relación de Tablas de la BD Fuzzy Template.

6 Descripción de Datos

Base de Datos: Fuzzy_Explorer

Tabla: Bases_Datos

Objetivo: Registrar las diferentes Bases de Datos y sus rutas que pueden ser explotadas por el sistema.

Indices de tabla

PrimaryKey 1
 Campos: ID, Ascendente

Campo	Tipo	Tamaño	Descripción
ID	Número (largo)	4	Identificador único de cada Base de Datos a explorar.
BD_Original	Memo		Ruta y BD a explotar de forma difusa.
BD_Fuzzy	Memo		Ruta y BD controladora asociada a una BD a explotar de forma difusa.
Nombre_BD	Memo		Nombre de la copia de la BD a explorar.

Tabla 5.3. Tabla Bases_Datos.

Tabla: Usuarios_x_BD

Objetivo: Registrar por usuario las diferentes Bases de Datos a las que tiene acceso.

Indices de tabla

PrimaryKey 2
Campos: ID_Usuario, Ascendente
ID_BaseDatos, Ascendente

Campo	Tipo	Tamaño	Descripción
ID_Usuario	Número (largo)	4	Llave foránea del usuario.
ID_BaseDatos	Número (largo)	4	Llave foránea de la Base de Datos.

Tabla 5.4. Tabla Usuarios_x_BD.

Tabla: Usuarios

Objetivo: Contiene los diferentes usuarios y sus password's de acceso al sistema.

Indices de tabla

PrimaryKey 1
Campos: ID, Ascendente

Campo	Tipo	Tamaño	Descripción
ID	Número (largo)	4	Llave única que identifica a cada usuario.
Password	Texto	3	Clave de acceso del usuario.
Acceso	Número (entero)	2	Tipo de acceso que tiene cada usuario 1 = sólo lectura, 2 = acceso total.
Usuario	Texto	30	Nombre del usuario.

Tabla 5.5. Tabla Usuarios.

Tabla: Cat_Conectores

Objetivo: Catálogo de los diferentes conectores que pueden contener las consultas difusas.

Indices de tabla

Nombre Número de campos
ID 1
Campos: ID, Ascendente
PrimaryKey 1
Campos: ID, Ascendente

Campo	Tipo	Tamaño	Descripción
ID	Número (largo)	4	Identificador único para los diferentes conectores que pueden contener las consultas difusas.
Conector	Texto	50	Conector permitido.

Tabla 5.6. Tabla Cat_Conectores.

Tabla: Cat_Modificadores_Lingüísticos

Objetivo: Catálogo de los diferentes modificadores Lingüísticos que pueden contener las consultas difusas.

Indices de tabla

Nombre	Número de campos
ID	1
Campos:	ID, Ascendente

Campo	Tipo	Tamaño	Descripción
ID	Número (largo)	4	Identificador único para un modificador lingüístico.
Mod_Lingüístico	Texto	50	Modificador lingüístico permitido.
Ecuación	Texto	50	Ecuación que representa al modificador lingüístico.

Tabla 5.7. Tabla Cat_Modificadores_Lingüísticos.

Tabla: Cat_Operadores

Objetivo: Catálogo de los diferentes operadores que pueden contener las consultas difusas.

Indices de tabla

Nombre	Número de campos
ID	1
Campos:	ID, Ascendente
PrimaryKey	1
Campos:	ID, Ascendente

Campo	Tipo	Tamaño	Descripción
ID	Número (largo)	4	Identificador único para los diferentes operadores que pueden contener las consultas difusas.
Operador	Texto	50	Operador permitido.

Tabla 5.8. Tabla Cat_Modificadores_Lingüísticos.

Tabla: Cat_Tipos_Datos

Objetivo: Catálogo de los diferentes tipos de datos que puede soportar el sistema Fuzzy Explorer.

Indices de tabla

Nombre	Número de campos
ID	1
Campos:	Type, Ascendente
PrimaryKey	1
Campos:	Type, Ascendente

Campo	Tipo	Tamaño	Descripción
Type	Número (largo)	4	Tipo usado por la rutina de lectura de Base de Datos.
Tipo	Texto	10	Tipo usado en el sistema.

Tabla 5.9. Tabla Cat_Tipos_Datos.

Base de Datos: Fuzzy_Template

Tabla: Campos_Explorar

Objetivo: Campos de las diferentes tablas de la Base de Datos a explorar.

Indices de tabla

Nombre	Número de campos
ID	1
Campos:	ID, Ascendente
ID_Tablas	1
Campos:	ID_Tabla, Ascendente

Campo	Tipo	Tamaño	Descripción
ID_Tabla	Número (largo)	4	Identificador único para las diferentes tablas a explorar.
ID	Número (largo)	4	Identificador único para los diferentes campos de una tabla a explorar.
Campo	Texto	50	Nombre del campo a explorar.
Type	Número (entero)	2	Clave del tipo de dato utilizado por la rutina que lee la BD.
Tipo	Texto	12	Indica el tipo del campo: TEXTO, NUMERICO, FECHA.
Fucificar	Número (entero)	2	1 = fucificar, 0 = no fucificar.
Mínimo_Real	Texto	50	Mínimo valor posible del campo en la BD real.
Máximo_Real	Texto	50	Máximo valor posible del campo en la BD real.
Mínimo	Número (largo)	4	Mínimo valor posible numérico para el campo en valor difuso.
Máximo	Número (largo)	4	Máximo valor posible numérico para el campo en valor difuso.
IO	Número (largo)	4	0 = Entrada, 1 = Salida.

Tabla 5.10. Tabla Campos_Explorar.

Tabla: Conjuntos_Difusos

Objetivo: Registrar los diferentes conjuntos difusos de cada campo fucificado.

Indices de tabla

Nombre	Número de campos
ID	1
Campos:	ID, Ascendente
ID_Campo	1
Campos:	ID_Campo, Ascendente
ID_Modificador	1
Campos:	ID_Modificador, Ascendente
ID_Tablas	1
Campos:	ID_Tabla, Ascendente

Campo	Tipo	Tamaño	Descripción
ID_Tabla	Número (largo)	4	Identificador único para las diferentes tablas a explorar.
ID_Campo	Número (largo)	4	Identificador único para los diferentes campos de una tabla a explorar.
ID	Número (largo)	4	Identificador único para los diferentes conjuntos difusos de un campo a explorar.

Conjunto_Difuso	Texto	50	Nombre del conjunto difuso.
X1	Número (doble)	8	Valor en X para el punto 1 de la figura del conjunto difuso.
Y1	Número (doble)	8	Valor en Y para el punto 1 de la figura del conjunto difuso.
X2	Número (doble)	8	Valor en X para el punto 2 de la figura del conjunto difuso.
Y2	Número (doble)	8	Valor en Y para el punto 2 de la figura del conjunto difuso.
X3	Número (doble)	8	Valor en X para el punto 3 de la figura del conjunto difuso.
Y3	Número (doble)	8	Valor en Y para el punto 3 de la figura del conjunto difuso.
X4	Número (doble)	8	Valor en X para el punto 4 de la figura del conjunto difuso.
Y4	Número (doble)	8	Valor en Y para el punto 4 de la figura del conjunto difuso.
P1_Real	Número (doble)	8	Valor real en el eje X para el punto 1 de la figura del conjunto difuso.
P2_Real	Número (doble)	8	Valor real en el eje X para el punto 2 de la figura del conjunto difuso.
P3_Real	Número (doble)	8	Valor real en el eje X para el punto 3 de la figura del conjunto difuso.
P4_Real	Número (doble)	8	Valor real en el eje X para el punto 4 de la figura del conjunto difuso.
ID_Forma	Número (entero)	2	Indica la forma del CD: 1= recta pendiente positiva, 2 = recta pendiente negativa, 3 = triángulo, 4 = recta pendiente negativa, 5 = recta pendiente positiva, 6 = trapecio.
Alfa_Cut	Número (doble)	8	Alfa cut para el cual puede operar el conjunto difuso.
Cambio	Número (entero)	2	Indica si hubo algún cambio en la definición de conjuntos, cualquier número diferente de 0.

Tabla 5.11. Tabla Conjuntos Difusos.

Tabla: Consultas**Objetivo:** Registrar las diferentes consultas para la explotación de datos en forma difusa.**Indices de tabla**

Nombre	Número de campos
ID	1
Campos:	ID, Ascendente

Campo	Tipo	Tamaño	Descripción
ID	Número (largo)	4	Identificador único para una consulta.
ID_TABLA	Número (largo)	4	Identificador de la tabla de donde se extrae la consulta.
Consulta	Texto	50	Descripción de la consulta.
SQL	Memo	-	Sintaxis del SQL.
SELECT	Memo	-	Campos elegidos de la consulta.
FROM	Texto	50	Tabla de donde se extraerá información.
WHERE1	Memo	-	Parte1 del where.
WHERE2	Memo	-	Parte2 del where.

WHERE3	Memo	-	Parte3 del where.
OPL1	Texto	5	Operador lógico que une a la parte 1 y 2 del where OR, AND, PROM.
OPL2	Texto	5	Operador lógico que une a la parte 2 y 3 del where OR, AND, PROM.
OPL_WHERE1	Texto	5	Operador lógico parte 1.
OPL_WHERE2	Texto	5	Operador lógico parte 2.
OPL_WHERE3	Texto	5	Operador lógico parte 3.
FECHA	Fecha/Hora	8	Fecha de creación de la consulta.

Tabla 5.12. Tabla Consultas.

Tabla: Consultas_Auxiliar

Objetivo: Guardar los diferentes campos difusos y modificadores lingüísticos que pertenecen a una consulta.

Indices de tabla

Nombre	Número de campos
ID	1
Campos:	ID, Ascendente
ID_CONSULTA	1
Campos:	ID_CONSULTA, Ascendente

Campo	Tipo	Tamaño	Descripción
ID	Número (largo)	4	Llave de la consulta auxiliar.
ID_CONSULTA	Número (largo)	4	Guarda la llave de la consulta a la que pertenece.
WHERE	Número (largo)	4	Guarda la parte del Where a la que pertenece el campo 1,2,3 dentro de la consulta difusa.
CAMPO_FUZZY	Texto	64	Guarda el nombre del campo fuzzy dentro de la consulta.
M_LINGUISTICO	Texto	20	Guarda el modificador lingüístico hacia el conjunto difuso.
ALFA_CUT	Número (doble)	8	Guarda el alfa cut del conjunto.

Tabla 5.13. Tabla Consultas_Auxiliar.

Tabla: Tablas_Explorar

Objetivo: Guarda las diferente tablas a explorar de una Base de Datos.

Indices de tabla

Nombre	Número de campos
ID	1
Campos:	ID, Ascendente

Campo	Tipo	Tamaño	Descripción
ID	Número (largo)	4	Identificador único para las diferentes tablas a explorar.
Tabla	Texto	50	Nombre de la tabla a explorar.
Fucificar	Número (entero)	2	1 = contiene campos difusos, 0 = no contiene campos difusos.

Tabla 5.14. Tabla Tablas_Explorar.

FrmFormas.Frm	FrmFormas	Presenta todas las figuras disponibles para la creación de conjuntos difusos dentro de Fuzzy Explorer.
FrmGráfica.Frm	FrmGráfica	Forma que muestra las gráficas generadas por los diferentes conjuntos difusos dentro de la configuración de datos difusos.
FrmProgresBar.Frm	FrmProgresBar	Muestra el tiempo de ejecución así como el progreso de una consulta difusa.
FrmResultados	FrmResultados	Pantalla que muestra los resultados de una consulta difusa.
FrmTablasExplorar.Frm	FrmTablasExplorar	Presenta las diferentes tablas, datos y campos a explorar para la Base de Datos en exploración dentro del Fuzzy Explorer. Aquí se seleccionan los campos que van a ser fucificados.
FrmUsuarios.Frm	FrmUsuarios	Control de usuarios autorizados y accesos al sistema Fuzzy Explorer. En esta pantalla se tienen que ingresar el nombre y el password del usuario.
MDIFrmPRINCIPAL.Frm	MDIFrmPRINCIPAL	Ventana principal del sistema Fuzzy Explorer.

Tabla 5.15. Relación de Formas del sistema.

9 Relación de Módulos del sistema

Nombre Externo	Nombre Interno	Descripción
MDLBasesDatos.Bas	MDLBasesDatos	Rutinas del control y manejo de Bases de Datos.
MDLComentarios.Bas	MDLComentarios	Comentarios del sistema.
MDLErrores.Bas	MDLErrores	Rutinas generales de errores.
MDLFuzzy.Bas	MDLFuzzy	Rutinas para la aplicación de conceptos relacionados con Lógica Difusa.
MDLGeneral.Bas	MDLGeneral	Rutinas generales de Fuzzy Explorer.
MDLParametros.Bas	MDLParameters	Controla parámetros generales del sistema.

Tabla 5.16. Relación de Módulos del sistema.

10 Diagramas de Procesos

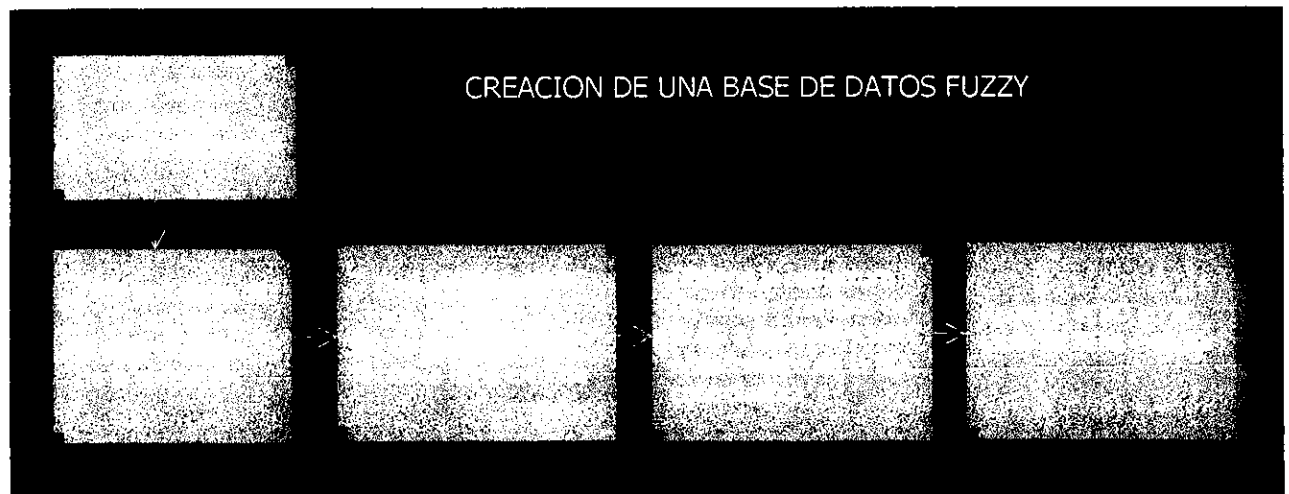


Figura 5.20. Creación de una BD Fuzzy.

CONCLUSIONES:

El presente trabajo ha tenido como objetivo mostrar los conceptos y fundamentos de Lógica Difusa, así como las ventajas de utilizar ésta teoría para la explotación de Bases de Datos relacionales. Hemos descubierto que es una teoría bien estructurada, con un soporte matemático sólido, tratando de atacar uno de los más grandes obstáculos que se ha tenido dentro de la ciencia; "incertidumbre" y ha logrado resultados satisfactorios en muchos ámbitos.

Se trata de introducir en México el uso de Lógica Difusa, no sólo en el campo de la investigación, sino también siendo parte de procesos productivos dentro de los organismos e industrias del país, teniendo participación en el mercado, aplicaciones difusas de control, diagnóstico médico, sistemas expertos y porque no en la explotación de información de Bases de Datos.

La Lógica Difusa es una generalización de la lógica convencional, por lo que nos permite trabajar con una gama de conceptos mucho más amplia, es un modo de cuantificación de conceptos indeterminados que son necesarios conocer para poder determinar algún proceso. Es una teoría sencilla que permite expresar los conceptos y procedimientos tal y como los producimos en nuestro pensamiento.

Los valores con los que trabaja Lógica Difusa son proporcionados en forma de palabras o términos lingüísticos. Mientras que la Lógica Clásica trabaja con cantidades exactas, la Lógica Difusa emplea descripciones lingüísticas. Esto es importante, ya que en nuestro entorno existen infinidad de fenómenos que son muy difíciles de representar matemáticamente, debido a la incertidumbre intrínseca que los gobierna, pero sin embargo es posible hacer una descripción verbal de ellos.

La Lógica Difusa provee un conjunto de herramientas matemáticas que nos permiten manejar conceptos y cantidades que no estén perfectamente definidas y que por el contrario presenten altos grados de imprecisión. Mediante los métodos tradicionales, es imposible tratar con expresiones lingüísticas las cuales por no poder ser exactamente cuantificadas, quedan fuera de todo tipo de análisis dentro de la Teoría Clásica.

En la teoría de Conjuntos Difusos los conceptos dejarán de pertenecer a la lógica convencional o bivalente, podrán tomar valores que estarán en un rango de 0 a 1. Estos números pueden representar cualquier concepto que se produzca en el razonamiento humano, desde un concepto bivalente como sí o no, hasta un concepto ambiguo como muy, mucho, no tanto, un poco, etc.

Es importante indicar que Lógica Difusa es un mecanismo para manejar el tema de incertidumbre y que su aplicabilidad dentro de Bases de Datos es congruente debido a la naturaleza del lenguaje que se utiliza tanto para almacenar información como para explotarla, haciendo más cotidiana y natural la forma de interactuar con las Bases de Datos.

La Lógica Difusa representa un método alternativo para la explotación de Bases de Datos relacionales, comparable en eficiencia y rendimiento con las técnicas tradicionales.

La forma de analizar la información en forma difusa permite ensanchar los criterios de búsqueda y poder incluir dentro del resultado de la búsqueda aquéllos registros que estuvieron a punto de pertenecer a la consulta pero debido a los criterios rígidos de selección quedaron fuera del resultado, asignando grados de pertenencia a la consulta que puedan ser estudiados.

De esta forma podemos decir lo interesante que es analizar por ejemplo aquéllas empresas que estuvieron a punto de pertenecer al resultado de la consulta "empresas rentables" y que se quedaron fuera debido a la rigidez de los criterios establecidos, pero que si nosotros analizamos la información de estas empresas que estuvieron a punto de lograrlo podríamos sacar conclusiones muy importantes de porqué no han sido rentables y porque no en un futuro llegar a pertenecer al selecto grupo de empresas rentables.

O imaginemos una Base de Datos en donde se tienen a pacientes con por ejemplo cierta sintomatología y sólo se estudian aquéllos con x cantidad de ésta como casos críticos, pero ¿qué tanto requerirán análisis aquellos pacientes que estuvieron a punto de presentar la cantidad x de síntomas requeridos para ser estudiados?, ¿no sería un punto interesante saber cuántos pacientes se encuentran en este caso para realizar tratamientos preventivos?

En el mercado bursátil, ¿cuánto nos ayudaría saber el comportamiento difuso de la variabilidad de precios encontrando patrones que nos ayuden en la toma de decisiones de compraventa?

Cuando el software construido a partir de una Lógica Difusa sea realmente operacional y cuando el Hardware Difuso, sea industrialmente posible, entonces la comunicación hombre-máquina será mucho más cómoda, rápida y mejor adaptada a la solución de problemas.

Al analizar las características de los sistemas reales, observamos que siempre se presentan situaciones inciertas o difusas de muchas maneras y, dada la falta de información, el estado futuro del sistema no se puede definir con precisión. Este problema se ha solucionado durante mucho tiempo por medio de las teorías de probabilidad y estadística, sin embargo, para poder concluir a partir de estas teorías, se requiere que los eventos o proposiciones estén bien determinados. La Lógica Difusa, sin embargo, se enfoca en la obtención de conclusiones a partir de premisas que carecen de precisión.

Existen muchos escépticos que opinan que no existen en realidad aplicaciones para la Lógica Difusa que no puedan ser resueltas por métodos convencionales. Tal vez esto sea cierto, hasta ahora se habían resuelto muchos de estos problemas utilizando estos métodos, sin embargo, en muchas ocasiones el utilizar la teoría de la Lógica Difusa facilita el procedimiento y disminuye el tiempo empleado para obtener la solución.

Muchas de las contribuciones de Lógica Difusa se distribuyen en un amplio rango de publicaciones científicas. En donde las aplicaciones y textos editados son escritos por investigadores en el campo. La mayoría de las publicaciones que tratan con la teoría y aplicación de lógica difusa presentan material que es demasiado complicado y avanzado para ser rápidamente asimilado y llevado a la práctica. Mucha gente ha mostrado interés en las aplicaciones de Lógica Difusa en sus respectivos campos, pero algunos han expresado frustración con la dificultad de entender los términos matemático tan abstractos presentados en la literatura disponible de esta teoría.

La tecnología avanza tan rápidamente que en un futuro no muy lejano, se desarrollarán nuevas herramientas que rebasen las limitantes actuales y por consiguiente, se obtendrán sistemas más completos y poderosos, dándole mayor importancia a sistemas inteligentes y sofisticados.

La Lógica Difusa deberá continuar su desarrollo estimulando el espíritu creativo del ingeniero para aplicarla a cada vez más áreas de trabajo, para seguir descubriendo nuevos horizontes y posibilidades.

La Lógica Difusa maneja la incertidumbre de la misma forma que el ser humano lo hace para resolver problemas. En los próximos años, la Lógica Difusa tendrá un impacto de gran alcance en la orientación de la ciencia y la ingeniería, ya que puede extenderse en nuevas y numerosas direcciones.

BIBLIOGRAFIA

- Bojadziev George, Bojadziev Maria; Fuzzy Logic for Business, Finance, and Management (Advances in Fuzzy Systems, Vol. 12); 1997 World Scientific.
- Chen Guoqing; Fuzzy Logic in Data Modeling, Semantics, Constraints, and Database Design; 1998 Kluwer Academic Publishers.
- Cox Earl; Fuzzy Logic for Business and Industry; Ed. Charles River Media, Inc; Rockand, Massachusetts.
- Dean Thomas, Allen James, Aldimonds Yiannis; Artificial Intelligence: Theory and Practice; 1995, The Benjamin/Cummings Publishing Company, Inc.
- Hunt V. Daniel; Artificial Intelligence & Expert Systems: Sourcebook; 1986, Chapman & Hall.
- Kandel Abraham; Fuzzy Expert Systems; 1992, CRC Press, Inc.
- Kaufmann Arnold; Introduction to the Theory of Fuzzy Subsets; 1975, Academic Press, Inc.
- Klir George J., Yuan Bo; Fuzzy sets and fuzzy logic theory and applications; 1995, Prentice Hall, Inc.
- Klir George J., Folger Tina A.; Fuzzy sets, uncertainty and information; 1988, Prentice Hall, Inc.
- Korth Herry F., Silberschatz Abraham; Fundamentos de Bases de Datos; University of Texas at Austin, Mc Graw-Hill.
- Kosko Bart; Neural Networks and Fuzzy Systems; 1992, Prentice Hall, Inc.
- Mceill Daniel, Freiberger Paul; Fuzzy Logic: The revolutionary computer technology that is changing our world; 1994, Touchstone of Simon & Schuster Inc.
- Mendenhall William; Introducción a la Probabilidad y Estadística; 1987, Grupo Editorial Iberoamérica.
- Nilsson Nils J.; Principios de Inteligencia Artificial; Ediciones Díaz de Santos S. A.
- Obregón Sanin Ivan; Teoría de la Probabilidad; 1975, Limusa.

Parzen Emanuel; Teoría Moderna de Probabilidades y sus Aplicaciones; 1971, Limusa-Wiley.

Rich Elain, Knight Kevin; Inteligencia Artificial, Segunda Edición; 1994, McGraw-Hill.

Timothy J. Ross; Fuzzy Logic with Engineering Applications; 1997, Mc Graw-Hill, Inc.

Russell Stuart, Norvig Peter; Inteligencia Artificial un Enfoque Moderno; 1996, Prentice Hall Hispanoamericana, S. A.

Sánchez Juan Pablo; Sistemas Expertos: Una Metodología de Programación; 1990, Macrobit Editores, S. A. de C. V.

Terano Toshiro, Asai Kiyoji, Sugeno Michio; Fuzzy Systems Theory and its applications; 1992, Academic Press, Inc.

Virgil Negoita Constantin; Expert Systems and Fuzzy Systems; 1985, The Benjamin/Cummings Publishing Company, Inc.

Yager R. R., Ovchinnikov S., Tong R. M., Nguyen H. T.; Fuzzy sets and applicaions: Selected papers by L. A. Zadeh; 1987, John Wiley & Sons, Inc.

Winston Patrick H.; Artificial Intelligence; 1992, Addison-Wesley Publishing Company.

Lotfi A. Zadeh, Janusz Kacprzyk; Fuzzy Logic for the management of uncertainty; 1992, John Wiley & Sons, Inc.

Zimmermann H. J.; Fuzzy Set Theory and its applications; 1991, Kluwer Academic Publishers.

GLOSARIO:

ADJETIVO:

Palabra que describe a un sustantivo (variable). Los adjetivos que describen el sistema de variables lingüísticas son llamados conjuntos difusos.

ADQUISICION DEL CONOCIMIENTO:

Extracción y formulación del conocimiento derivado de varias fuentes, especialmente de los expertos.

ALFA CUT:

Valor que los expertos utilizan como punto de referencia para filtrar resultados en el proceso de Inferencia Difusa.

ATRIBUTO :

Nombre que se le da a los campos en una tabla.

ANTECEDENTE :

Es la parte donde se definen las condiciones de una regla de inferencia..

BASE DE CONOCIMIENTO:

Colección de hechos, reglas y procedimientos organizados dentro de esquemas. Reunión de toda la información y conocimiento sobre un tema específico.

BASE DE DATOS DIFUSAS:

Una base de datos que utiliza Lógica Difusa para manipular la información. Estas bases de datos son una extensión del modelo relacional.

BASE DE DATOS RELACIONAL:

Una base de datos relacional es aquella en la cual las relaciones entre varios objetos y eventos son almacenados explícitamente para un almacenamiento y recuperación de manera flexible.

CENTROIDE:

Para un objeto de material uniforme es su "centro de gravedad".

COMBINACION DE REGLAS:

Método del Proceso Inferencia Difusa que consiste en unir los resultados de las reglas evaluadas por Inferencia Difusa (evaluación de reglas), con el propósito de crear un solo resultado (un conjunto difuso).

COMPLEMENTO:

En las matemáticas clásicas el complemento A^c de un conjunto A con respecto a un superconjunto X son todos los puntos de X que no están en A. En lógica difusa consiste de todos los puntos de X, cuyo grado es igual a 1-grado al cual pertenece en el conjunto original.

CONJUNTO DIFUSO:

En la lógica tradicional un conjunto tiene siempre dos estados de pertenencia: inclusión (1) y exclusión (0). En cambio en lógica difusa un conjunto (difuso) permite grados de pertenencia entre 0 y 1. Una generalización de la teoría de conjuntos difusos que permite varios grados de pertenencia en lugar de todo y ninguno.

CONOCIMIENTO:

Comprensión, entendimiento o familiaridad adquirida a través de la educación o experiencia. Capacidad para utilizar información.

CONSECUENTE:

Corresponde a la conclusión de una regla.

CRISP INFERENCE:

Una inferencia derivada rigurosamente de acuerdo a las reglas de la lógica convencional.

CRISP SET:

Un conjunto convencional definido por las matemáticas clásicas (no difusas).

DATOS:

Una colección de hechos, sucesos numéricos, caracteres alfabéticos, etc.

DEFUCIFICACION:

El proceso de representar un conjunto difuso en un solo número que representa un valor real. Los métodos más utilizados de defucificación son el centroide y el máximo.

DOMINIO:

Area de conocimiento o expertise.

EXPERTISE:

Conjunto de capacidades que subrayan el desarrollo del experto, incluyendo un conocimiento amplio del dominio, reglas heurísticas que simplifiquen y mejoren las aproximaciones para resolver el problema.

EXPERTO:

Persona con experiencia en el dominio en el cual el sistema está siendo desarrollado.

FACTORES DE CERTIDUMBRE:

Porcentaje suplido por un experto que indica la probabilidad de que la conclusión alcanzada por el sistema sea correcta. También el grado de creencia del experto de que una conclusión ocurra si una premisa es verdadera.

FAM:

Acrónimo de Fuzzy Associative Memory. Mecanismo de inferencia formal para representar conocimiento basado en reglas utilizando Lógica Difusa.

FUCIFICACION:

Proceso por medio del cual el valor de una variable se convierte en un valor difuso, al obtener su grado de pertenencia al conjunto o conjuntos evaluados, utilizando para este propósito las funciones de pertenencia de cada conjunto en cuestión.

FUNCION DE PERTENENCIA:

Función que define un conjunto difuso.

FUZZY INFERENCE:

Inferencia derivada de las reglas de la lógica difusa.

FUZZY SET:

Ver Conjunto Difuso.

GRADO DE PERTENENCIA:

Asignación numérica que se le da al valor de una variable lingüística y que representa el nivel de certidumbre de esa variable al conjunto(s) difuso(s) en cuestión.

HERRAMIENTAS DIFUSAS:

Herramientas que utilizan los conceptos y la metodología de Lógica Difusa para que el usuario pueda desarrollar diversas aplicaciones.

INCERTIDUMBRE:

Falta de precisión o certidumbre. Este término se asocia con datos vagos, imprecisos o incompletos. En Lógica Difusa, representa imprecisión en la definición de expresiones.

INFERENCIA DIFUSA:

Proceso de evaluación de Reglas Difusas.

INTELIGENCIA:

El grado en el cual un individuo puede responder de manera exitosa a nuevas situaciones o problemas. Está basada en los niveles de conocimiento individual y en la capacidad para manipular adecuadamente y reformular ese conocimiento.

INTELIGENCIA ARTIFICIAL:

Ciencia de la computación que es concerniente con el razonamiento simbólico y la resolución de problemas. Incluye programas que pueden resolver problemas, aprender de la experiencia, entender un lenguaje, interpretar escenas visuales, y en general, comportarse en una forma que sería considerada inteligente si fuera observada en un ser humano. Conjunto de técnicas para la resolución de problemas, imitando el pensamiento humano en procesos de toma de decisiones con el objeto de producir los mismos resultados que se obtendrían si fueran manejados por un experto humano.

INTERFACE:

Módulo de un sistema computacional que interactúa con el usuario, aceptando datos del teclado y desplegando los resultados generados por otros módulos del sistema.

LENGUAJE NATURAL:

Lengua nativa de una persona. Los sistemas de lenguaje natural intentan hacer que los sistemas sean capaces de procesar lenguaje natural de la forma en que la gente normalmente lo hace (lo habla) en lugar de especializarse en lenguajes de programación, de este modo lo hacen más fácil y eficiente tanto para usuarios inexpertos como para usuarios sofisticados. Los sistemas de lenguaje natural son particularmente adecuados para ambientes que incluyen muchos usuarios no técnicos, es decir, usuarios que no tienen mucho tiempo trabajando con computadoras, para sistemas examinadores de bases de datos y sistemas asistidos por computadoras.

LOGICA DIFUSA:

Forma de razonamiento que trata con información incierta o parcial, que maneja diferentes grados de verdad y modificadores lingüísticos. Las reglas de inferencia son aproximadas más exactas para manipular la información incompleta e imprecisa de manera más adecuada.

MAQUINA DE INFERENCIA:

Parte de un sistema experto que lleva a cabo la función de razonamiento o inferencia de conocimiento.

MAX:

Método utilizado en el proceso de combinación de reglas.

MEMBERSHIP FUNCTION:

Ver Función de Pertenencia.

MIN:

Método utilizado en el proceso de Inferencia Difusa o Evaluación de Reglas.

MODIFICADOR LINGÜÍSTICO:

Palabra que altera el significado de un adjetivo (conjunto difuso). Fuzzy Explorer permite los siguientes modificadores lingüísticos: MUY, ALGO (un poco), MAS, MENOS, DEMASIADO.

OPERADOR:

Un símbolo usado para indicar una operación matemática, relacional o lógica.

RAZONAMIENTO APROXIMADO:

Proceso utilizado cuando el sistema experto tiene que tomar decisiones basadas en información parcial o incompleta.

REGLA:

Expresión lingüística de inferencias para realizar y expresar conocimiento. Camino formal para especificar una orden, recomendación o estrategia, expresada en su forma básica por una premisa (IF) y una conclusión (THEN).

ROBOT:

Un robot es un mecanismo multifuncional reprogramable para el desarrollo de una gran variedad de tareas.

ROBOTICA:

Rama de la Inteligencia Artificial que es concerniente con la capacidad de las computadoras para "ver" y "manipular" objetos en su medio ambiente. La IA se enfoca en el desarrollo de técnicas necesarias para la implementación de robots que puedan tener una gran flexibilidad mientras interactúan con su medio ambiente.

SISTEMA EXPERTO:

Un programa que contiene tanto conocimiento declarativo (hechos acerca de objetos, eventos y situaciones) como conocimiento procedural (información acerca de los cursos de acción) para emular el proceso de razonamiento en un dominio particular. Un sistema que incorpora el conocimiento especializado de uno o más expertos humanos y utiliza este conocimiento para resolver problemas. Capturando en software el mejor conocimiento y juicios disponibles, es posible distribuir experiencia en una amplia escala. Un sistema experto generalmente consiste de una base de conocimiento y una máquina de inferencia, las cuales son continuamente modificadas y evaluadas. Puede incluir también una interface de lenguaje natural que facilita la comunicación de los usuarios con el sistema, una facilidad de explicación y un subsistema de adquisición de conocimiento que es usado para incrementar la base de conocimiento. Una parte importante de un sistema experto es que toma los mejores conocimientos de los expertos humanos y puede aplicarlos al mismo problema simultáneamente. Este programa de computadora, típicamente representa conocimiento simbólico, examina y explica sus procesos de razonamiento, y direcciona problemas en áreas que requieren años de enseñanza y educación para llegar a ser verdaderos maestros. Sistema computacional que aplica metodologías de razonamiento en un dominio específico para dar información o recomendaciones como un verdadero experto.

SISTEMA MANEJADOR DE BASE DE DATOS:

Un programa que permite a las bases de datos ser administradas para facilitar el almacenamiento, actualización, extracción o recuperación de información y la generación de reportes o salidas deseadas.