



UNIVERSIDAD
DE LOS ANDES
MERIDA VENEZUELA

UNIVERSIDAD DE LOS ANDES
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

APLICACIÓN DE MAPAS COGNITIVOS
DIFUSOS DINÁMICOS A TAREAS DE
SUPERVISIÓN Y CONTROL

www.bdigital.ula.ve

Elaborado por:

Br. José Bladimir Contreras Vargas

Tutor Académico:

Dr. José Lisandro Aguilar Castro

UNIVERSIDAD
DE LOS ANDES
MERIDA VENEZUELA

MÉRIDA, MAYO DE 2005



UNIVERSIDAD
DE LOS ANDES
MERIDA VENEZUELA

UNIVERSIDAD DE LOS ANDES
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

**APLICACIÓN DE MAPAS COGNITIVOS
DIFUSOS DINÁMICOS A TAREAS DE
SUPERVISIÓN Y CONTROL**

www.bdigital.ula.ve

TRABAJO FINAL DE GRADO PRESENTADO ANTE LA
ILUSTRE UNIVERSIDAD DE LOS ANDES COMO
REQUISITO FINAL PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO DE SISTEMAS

UNIVERSIDAD
DE LOS ANDES
MERIDA VENEZUELA

MÉRIDA, MAYO DE 2005



UNIVERSIDAD
DE LOS ANDES
MERIDA VENEZUELA

APLICACIÓN DE MAPAS COGNITIVOS DIFUSOS DINÁMICOS A TAREAS DE SUPERVISIÓN Y CONTROL

POR: José Bladimir Contreras Vargas

Trabajo final de grado presentado como requisito
obligatorio para optar al título de Ingeniero De Sistemas.

UNIVERSIDAD DE LOS ANDES

FACULTAD DE INGENIERÍA

ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

www.bodigital.ula.ve

APROBADO:

Dr. José Aguilar

CI: _____

Tutor

Dr. Edgar Cachón

Dr. Wladimir Rodríguez

CI: _____

CI: _____

Jurado

Jurado

Dedicatoria

A mi mamá, mi gran apoyo incondicional, quien con su constancia, dedicación y paciencia supo darme su confianza, gracias por creer en mí. Te Amo.

A mi papá, porque supiste luchar junto a mí con sus consejos, infundiéndome en mí esas ansias de superación, gracias por estar junto a mí. Te Amo.

A mis hermanos, que en todo momento han influenciado en mi vida con su luz y alegría.

A mi novia Thais, Amor gracias por estar conmigo todo este tiempo. Tú entereza nunca me dejó retroceder y tú amor nunca me dejó caer, es que contigo viví los momentos más significativos de mi carrera, los buenos y los malos. Gracias por tu apoyo incondicional. Te Amo.

www.bdigital.ula.ve

Bladimir

Agradecimientos

Le doy mis más sinceros agradecimientos:

A la Universidad de los Andes por dame la oportunidad de cursar nuestros estudios en sus aulas y ser forjadora de nuestra alma mater.

A la Escuela de Ingeniería de Sistemas y todo su personal docente, administrativo y técnico, por contribuir valiosamente mi formación como profesional.

A mi tutor José Aguilar, por su apoyo y orientación pedagógica, por poner este trabajo en mis manos y confiar en mi capacidad de lograrlo

A mi asesora. Profesora Mariela Cerrada, por su valiosa colaboración, gracias por sus recomendaciones.

Al Prof. Wladimir Rodríguez que con su enseñanza hizo posible el desarrollo de este trabajo.

A la Sra. Teresa y a Judit por su paciencia y por ser como unas amigas.

Y a todas aquellas personas que de una u otra manera hicieron posible la realización de este trabajo.

Índice

DEDICATORIA	I
AGRADECIMIENTOS	II
ÍNDICE	III
LISTA DE FIGURAS	VI
LISTA DE TABLAS	VIII
LISTA DE TABLAS	VIII
LISTA DE ANEXOS	IX
RESUMEN	1
CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN	2
1.1 INTRODUCCIÓN	3
1.2 ANTECEDENTES	3
1.3 OBJETIVOS	4
1.3.1 <i>Objetivos generales</i>	4
1.3.2 <i>Objetivos específicos</i>	5
1.3.3 <i>Objetivo Académico</i>	5
CAPÍTULO 2: FUNDAMENTOS TEÓRICOS.	6
2.1 LÓGICA DIFUSA.	7
2.1.1 <i>Conjuntos Difusos, Términos Lingüísticos y Variables Difusas.</i>	7
2.2 CAUSALIDAD	11
CAPÍTULO 3: MAPAS COGNITIVOS	14
3.1 MAPAS COGNITIVOS	15
3.1.1 <i>Representación de Mapas Cognitivos.</i>	17
3.2 MAPAS COGNITIVOS DIFUSOS.	22
3.2.1 <i>Arquitectura de un MCD.</i>	24
3.2.2 <i>Representación del razonamiento causal en los MCD</i>	27
3.2.3 <i>Algebra causal Difusa</i>	28
3.2.4 <i>Diseño y ejecución de un MCD</i>	30
3.2.4.1 <i>Etapas de Definición.</i>	30
3.2.4.2 <i>Etapas de inicialización.</i>	31



3.2.4.3	Fase de ejecución.	34
3.3	MAPAS COGNITIVOS DIFUSOS DINÁMICOS.	35
3.3.1	<i>Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos Aleatorios</i>	35
3.3.1.1	Redes Neurales Aleatorias	35
3.3.1.2	Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos Aleatorios Basados en Redes Neurales Aleatorias	37
3.3.1.2.1	Fase de ejecución de un MCDDA	38
3.3.2	<i>Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos basados en función de ajuste</i>	39
3.3.2.1	Funciones de ajuste utilizando reglas lógicas	39
3.3.2.2	Funciones de ajuste utilizando ecuaciones matemáticas	40
3.3.2.3	Funciones de ajuste dadas por reglas difusas	42
3.3.2.4	Algoritmo para la ejecución de un MCDD	44
CAPÍTULO 4: DESARROLLO DE LA HERRAMIENTA FCM DESIGNER PARA EL DISEÑO Y EJECUCIÓN DE MAPAS COGNITIVOS, MCD Y MCDD.		45
4.1	REQUERIMIENTOS:	46
4.2	DISEÑO:	46
4.2.1	<i>Área de Trabajo</i>	46
4.2.2	<i>Hilo de Ejecución:</i>	50
4.2.3	<i>Barra de Menú</i>	53
4.2.4	<i>Panel de Controles</i>	56
4.2.5	<i>Ventana Principal de la aplicación</i>	59
4.3	ORGANIZACIÓN DEL CÓDIGO FUENTE	62
CAPÍTULO 5: CASOS DE ESTUDIO		64
5.1	USO DE LOS MCDD COMO SUPERVISORES	65
5.1.1	<i>Sistema de agentes de Automatización Industrial</i>	65
5.1.2	<i>Sistema de Control Distribuido Inteligente basado en Agentes SCDA</i>	66
5.1.3	<i>SADIA y MCDD:</i>	68
5.1.3.1	Especificación del Sistema Manejador de Fallas (SMF)	69
5.1.3.2	Modelo Basado en Sistemas Multiagentes	71
5.1.3.2.1	Modelo de Agentes	72
5.1.3.3	MCDD para el Sistema Manejador de Fallas	74
5.1.3.3.1	Funciones de ajuste para el MCDD del SMF	78
5.1.4	<i>Montaje del MCDD para el SFM con la herramienta FCM Designer</i>	82
5.1.5	<i>Resultados y conclusiones obtenidas.</i>	85
5.2	USO DE LOS MCDD COMO UN MODELO DE UNA ECUACIÓN DINÁMICA	90
5.2.1	<i>Montaje del MCDD en la herramienta FCM designer:</i>	92



5.2.1.1	Resultados obtenidos:	94
CONCLUSIONES		96
RECOMENDACIONES		97
BIBLIOGRAFÍA:		98
ANEXOS		102
GLOSARIO		110

www.bdigital.ula.ve

Lista de Figuras

FIGURA 2.1: FUNCIÓN DE PERTENENCIA REPRESENTATIVA DEL GRADO DE PERTENENCIA $M_{CALIENTE}(X)$	8
FIGURA 2.2: GRADOS DE PERTENENCIA $M_{MUY CALIENTE}(X)$, EN COMPARACIÓN CON $M_{CALIENTE}(X)$	9
FIGURA 3.1: LAS FAMILIAS DE MAPAS DE REPRESENTACIÓN DE CONOCIMIENTO, SEGÚN HUFF	16
FIGURA 3.2: LOS DIFERENTES TIPOS DE MAPAS DE REPRESENTACIÓN DE CONOCIMIENTO, ILUSTRANDO LAS PREOCUPACIONES DE UN INDIVIDUO ACERCA DE LA COMPRA DE MOBILIARIO	17
FIGURA 3.3: REPRESENTACIÓN DE UN MAPA COGNITIVO A TRAVÉS DE UN GRAFO DIRIGIDO	19
FIGURA 3.4: POSIBLES SOLUCIONES PARA UN MAPA COGNITIVO DE TRES CONCEPTOS	20
FIGURA 3.5: EJEMPLO DE UNA REGLA CAUSAL POSITIVA	21
FIGURA 3.6: EJEMPLO DE UNA REGLA NEGATIVA	21
FIGURA 3.7: EJEMPLO DE UN MAPA COGNITIVO	22
FIGURA 3.8: UN MCD CUALITATIVO	23
FIGURA 3.9: CONCEPTOS Y RELACIONES EN UN MCD	24
FIGURA 3.10: NO LINEALIDADES TÍPICAS S(Y)	25
FIGURA 3.11: DISTINTAS REPRESENTACIONES DE UN MCD	26
FIGURA 3.12: EJEMPLO DE RELACIONES CAUSALES NEGATIVAS	27
FIGURA 3.13: EJEMPLO DE RELACIONES CAUSALES POSITIVAS	27
FIGURA 3.14: EJEMPLO DE LAS DISTINTAS VÍAS EN UN MCD	30
FIGURA 3.15: DISTINTOS MAPAS COGNITIVOS	32
FIGURA 3.16: MCD AUMENTADO	33
FIGURA 3.17: MODELO DEL CRIMEN EN UNA COMUNIDAD	40
FIGURA 3.18: EJEMPLO DE UN MCDD CONECTADO AL SISTEMA REAL	41
FIGURA 3.19: INTERFAZ DE CONEXIÓN DEL MCDD CON EL SISTEMA REAL	42
FIGURA 3.20: FUNCIONES DE PERTENENCIA PARA EL NIVEL DE LLUVIAS	42
FIGURA 3.21: FUNCIONES DE PERTENENCIA PARA LA RELACIÓN CAUSAL ENTRE LOS CONCEPTOS NIVEL DE LLUVIA Y CALIDAD DEL CULTIVO.	43
FIGURA 4.1: ESTRUCTURA DE DATOS DE LA CLASE MAP	47
FIGURA 4.2: DIAGRAMA UML PARA LA CLASE MAPCANVAS	48
FIGURA 4.3: EJEMPLO DEL ÁREA DE TRABAJO GENERADO POR LA CLASE MAPCANVAS	49
FIGURA 4.4: VENTANAS PARA ACCEDER A LAS OPCIONES DE LOS CONCEPTOS Y RELACIONES	50
FIGURA 4.5: CLASE RUNFCM	52
FIGURA 4.6: DIAGRAMA UML PARA LA BARRA DE MENÚ	53
FIGURA 4.7: MENÚ GENERADO POR LA APLICACIÓN	54
FIGURA 4.8: VENTANAS PARA LAS OPCIONES DE MÁXIMO DE ITERACIONES Y RETARDO	56
FIGURA 4.9: DIAGRAMA UML PARA LA CLASE LPANEL	57



FIGURA 4.10: PANEL GENERADO POR LA CLASE LPANEL	57
FIGURA 4.11: DIAGRAMA UML PARA LA CLASE MAPWINDOW	60
FIGURA 4.12: VENTANA PRINCIPAL DE LA APLICACIÓN	61
FIGURA 4.13: LOCALIZACIÓN DE LAS DISTINTAS INTERFACES PARA EL MANEJO DE ACCIONES DE LA APLICACIÓN	62
FIGURA 4.14: ORGANIZACIÓN DE LOS OBJETOS EN PAQUETES	63
FIGURA 5.1: NIVELES DE ABSTRACCIÓN TOMADA DE [22]	66
FIGURA 5.2: MODELO DEL SCDA	67
FIGURA 5.3: EJEMPLO DE UN MCDD PARA EL TERCER NIVEL DE ABSTRACCIÓN	69
FIGURA 5.4: SISTEMA MANEJADOR DE FALLAS	70
FIGURA 5.5: MODELO DE AGENTES	74
FIGURA 5.6: MCDD PARA EL SMF	77
FIGURA 5.7: ZONAS DE IDENTIFICACIÓN DEL ESTADO DE UN AGENTE	78
FIGURA 5.8: CALCULO DE LA RELACIÓN DINÁMICA	80
FIGURA 5.9: MCDD PARA EL SMF GENERADOR POR LA HERRAMIENTA FCM DESIGNER	83
FIGURA 5.10: EVOLUCIÓN DE LOS AGENTES CON UN MGS CON VALOR DE 0.3	85
FIGURA 5.11: EVOLUCIÓN DEL MCDD PARA EL SMF ANTE UN MAL COORDINADOR	86
FIGURA 5.12: EVOLUCIÓN DE LOS CONCEPTOS DEL MAPA CON UNOS AGENTES ESPECIALIZADOS DE MEDIA CALIDAD	87
FIGURA 5.13: EVOLUCIÓN DE LOS AGENTES ANTE UN MAL ACTUADOR	88
FIGURA 5.14: EVOLUCIÓN DE LOS AGENTES ANTE UN MAL LOCALIZADOR	89
FIGURA 5.15: ESQUEMA DEL SISTEMA DEL NIVEL DE UN TANQUE TOMADO DE MATLAB	90
FIGURA 5.16: ESQUEMA DEL SISTEMA DEL NIVEL DE UN TANQUE TOMADO DE MATLAB®	91
FIGURA 5.17: MCDD PARA MODELAR EL SISTEMA DINÁMICO DE EL NIVEL DE LIQUIDO EN UN TANQUE	93
FIGURA 5.18: DINÁMICAS OBTENIDAS POR LOS DISTINTOS MODELOS PARA UN VALOR DE $V = 0.2$	94
FIGURA 5.19: DINÁMICAS OBTENIDAS POR LOS DISTINTOS MODELOS PARA UN VALOR DE $V = 0.3$	95
FIGURA A.0.1 MCD PARA EL CRIMEN Y CASTIGO.	106

Lista de Tablas

TABLA 2.1: REPRESENTACIÓN DE UN CONJUNTO DIFUSO A TRAVÉS DE UNA TABLA _____	10
TABLA 3.1: REPRESENTACIÓN DE UN MAPA COGNITIVO A TRAVÉS DE UNA MATRIZ DE ADYACENCIA _____	18
TABLA 5.1: REPRESENTACIÓN MATRICIAL PARA DEL MCDD PARA EL SMF _____	77
TABLA 5.2: VALORES POSIBLES PARA LAS RELACIONES _____	79
TABLA 5.3: ASIGNACIÓN DE PESOS A LAS RELACIONES CAUSALES PARA EL MCDD DEL SMF _____	81
TABLA 5.4: PESOS DE LAS RELACIONES CAUSALES PARA EL MCDD DEL SMF _____	82
TABLA A.0.1: MATRIZ DE ADYACENCIA PARA EL CRIMEN Y CASTIGO _____	107

www.bdigital.ula.ve

Lista de Anexos

ANEXO A: FUNCIÓN PARA LA EJECUCIÓN DE MCD UTILIZANDO MATHLAB.

ANEXO B INTERPRETACIÓN DE MCD PARA EL MODELO DEL CRIMEN Y EL CASTIGO.

ANEXO C DIAGRAMA UML DE LA APLICACIÓN.

www.bdigital.ula.ve

Resumen

Los Mapas Cognitivos son una herramienta de representación de conocimiento. Dichos mapas están compuestos de entes denominados conceptos, y de relaciones entre los distintos conceptos que conforman el mapa. Para el diseño de dichos mapas se utiliza el conocimiento de los expertos, los cuales plasman su conocimiento en la estructuración del Mapa. Esto permite, crear modelos de complejos sistemas donde un modelo matemático exacto no es posible utilizar debido a la complejidad del sistema.

Los Mapas Cognitivos Difusos fueron introducidos por Kosko en 1986, introduciendo la noción de lógica difusa en dichos mapas. Posteriormente, Aguilar introduce la idea de Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos (MCDD), en la que el mapa se ajusta constantemente a los cambios de su entorno según una expresión que adapta los pesos de las relaciones entre los distintos conceptos. En este trabajo se estudia otra idea para los (MCDD) donde el cambio en las relaciones entre los distintos conceptos que componen el mapa es dado por funciones de ajuste adaptadas al sistema modelado por el mapa.

Durante el desarrollo de este trabajo se probaron los MCDD como un modelo de supervisión de un sistema multiagente perteneciente a un Sistema manejador de falla, y también como un modelo para un sistema dinámico conocido, como es el modelo de nivel de un tanque. En ambos casos se obtuvieron resultados muy favorables, demostrando que la utilización de dichos mapas como modelos es bastante aceptable y confiable.



Capítulo 1: Introducción

www.bdigital.ula.ve

1.1 Introducción

Este trabajo propone una herramienta computacional para el estudio y diseño de los Mapas Cognitivos, los cuales son una herramienta para representar el conocimiento de una forma grafica y sencilla. Además, se presenta la utilización de los Mapas Cognitivos Difusos en tareas de Control y Supervisión. Los mapas se basan en relaciones de causalidad, para tratar de estudiar los sistemas como un todo, estableciendo como los entes que conforman el sistema se afectan unos con otros.

En el capítulo 2 se presentan los fundamentos teóricos de los Mapas Cognitivos Difusos, así como de las áreas de las cuales se han formado sus bases, tales como Lógica Difusa y la Teoría de Causalidad. El capítulo 3 estudia a fondo los Mapas Cognitivos y presenta su extensión a los Mapas Cognitivos Difusos (MCD) y a los Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos (MCDD). El capítulo 4 presenta el desarrollo de una herramienta computacional para el diseño y ejecución de MCDD, utilizando Java como plataforma. Finalmente, el capítulo 5 se enfoca en la presentación de dos casos de estudio, uno donde se utiliza un MCDD como supervisor en un Sistema Manejador de Fallas basado en agentes, y el otro como un sensor virtual.

1.2 Antecedentes

En [25] Kosko introduce los Mapas Cognitivos Difusos (Fuzzy Cognitive Maps) basado en los Mapas Cognitivos de Axelrod [2]. Estos mapas han sido propuestos como modelos para la detección de falla y análisis de efectos en procesos industriales [5, 6]. También han sido utilizados para la planificación estratégica y el análisis del comportamiento del mercado industrial automovilístico [4]. Otros autores proponen el uso de los MCD para distintos aspectos, tales como un modelo de supervisión en complejos sistemas de control [3], donde se estudian las causas y los efectos entre las distintas variables de estado del sistema utilizando

el conocimiento humano sobre la operación de los sistemas. Los MCD han sido utilizados también para modelar el comportamiento de sistemas en varias áreas como en las ciencias políticas [2], donde se estudian los efectos de las decisiones políticas entre distintos países; o para modelar el comportamiento y reacciones en un mundo virtual [9], donde los mapas contribuyen a crear el mundo virtual sin necesidad de cálculos matemáticos complejos, ayudando a obtener el siguiente estado en dicho mundo. En el sistema estudiado en [9] se muestra un ejemplo donde existen dos perros, uno de ellos es agresivo y el otro es miedoso; los perros son animados mediante un vector de salidas que proviene de la retroalimentación del MCD, tomando en cuenta las acciones del usuario. Esto genera un mundo virtual con la característica de una ser dinámico. Los MCD han sido propuestos como un sistema genérico para el análisis y toma de decisiones [33], y como coordinador de agentes distribuidos cooperativos [34], para controlar una planta dinámica [12] y para modelar la supervisión de sistemas de control [13, 14].

El enfoque dinámico de los MCD (*Dynamic Fuzzy Cognitive Maps - MCDD*) fue introducido por José Aguilar en [18], donde se trata de explotar la potencialidad de lo mapas permitiendo que estos cambien con el transcurrir del tiempo, aumentando así la posibilidad de modelar sistemas con una mayor complejidad que los MCD. En ese enfoque se utilizó funciones aleatorias para proveer la capacidad dinámica de los mapas. Actualmente existe una vía de interés en el tema, por sus habilidades en el modelado.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivos generales

1. Elaborar un sistema computacional que permita el diseño y ejecución de los MCD y MCDD.
2. Estudiar el Uso de los MCDD en tareas de Supervisión y Control

1.3.2 Objetivos específicos

1. Estudiar la estructuración de los distintos Mapas Cognitivos
2. Diseñar una herramienta que permita el diseño y ejecución de MCD y MCDD.
3. Evaluar los distintos enfoques de MCDD.

1.3.3 Objetivo Académico

Cumplir con el último requisito exigido por la Ilustre Universidad de los Andes para optar al título de Ingeniero de Sistemas expedido por la Escuela de Ingeniería de Sistemas.

www.bdigital.ula.ve



Capítulo 2: Fundamentos Teóricos.



www.bdigital.ula.ve

2.1 Lógica Difusa.

La lógica difusa es una generalización de la lógica convencional (booleana) que fue expandida para abordar el concepto de la verdad parcial, es decir valores de verdad entre completamente cierto y completamente falso. La lógica difusa tiene sus mas profundas raíces en la lógica multievaluada, cuyos principios fueron desarrollados en los años 20 del siglo pasado por el polaco Juan Lukasiewics [24]. En 1937 Max Black [24], filósofo, publicó un artículo en *Philosophy of Science* donde aplico la lógica multievaluada a listas o conjunto de objetos, dando lugar a los primeros bosquejos de curvas de pertenencia para conjuntos difusos. Más tarde un catedrático de la Universidad de Berkeley en California, Lotfi A. Zadeh, publicó un artículo “*Fuzzy Sets*” (Conjuntos Difusos) [32] donde utilizaba la lógica difusa como un medio de modelar la incertidumbre y la imprecisión del idioma natural.

La lógica tradicional permite que las variables puedan tener dos valores posibles, cierto o falso, lo cual cumple con la *ley del medio excluido* desarrollada por Aristóteles donde se afirma que un elemento pertenece a un conjunto o no, por ejemplo un vaso de agua puede estar frío o caliente. En el caso de los conjuntos difusos se rompe la ley del medio excluido y se extiende permitiendo una transición suave, representando así una región de verdad parcial. Un elemento difuso puede pertenecer parcialmente a dos o más conjuntos difusos o completamente a uno solo, por ejemplo el vaso de agua puede estar tibio, lo cual indica un estado intermedio entre frío y caliente.

2.1.1 Conjuntos Difusos, Términos Lingüísticos y Variables Difusas.

La función que define un conjunto rígido, atribuye siempre el valor “1” o el valor “0” a cada elemento del universo de discurso, esto es, o el elemento pertenece o no pertenece a ese conjunto. Esta función puede ser generalizada de forma que atribuya un grado de pertenencia en el intervalo $[0, 1]$ de cada elemento a un

determinado conjunto, pasando ese elemento a hacer más (valores próximos a 1) o menos (valores próximos a 0) parte de ese conjunto. A una función de este tipo se le denomina función de pertenencia (membership function), y al conjunto por ella definido, conjunto difuso (Fuzzy Set). La función de pertenencia μ_A , por la cual un conjunto difuso es normalmente definido, tiene la forma:

$$\mu_A(x) \rightarrow [0,1], x \in X \quad (2.1)$$

Siendo X el universo de discurso.

Esto significa que el grado de pertenencia de la variable x en el conjunto difuso A puede variar de 0 a 1, y que para definir completamente el conjunto difuso A, se tiene que definir $\mu_A(x)$ para todos los valores que pueda tomar x en el universo de discurso X.

Como ejemplo, considere el conjunto difuso “caliente” como uno de los varios conjuntos difusos que pueden ser utilizados para representar la temperatura de un cuarto. Arbitrariamente se selecciona como temperatura máxima 35°C. La variable x representa la temperatura, y una posible representación para $\mu_{caliente}(x)$ es dada por la función de pertenencia ilustrada en la figura 2.1

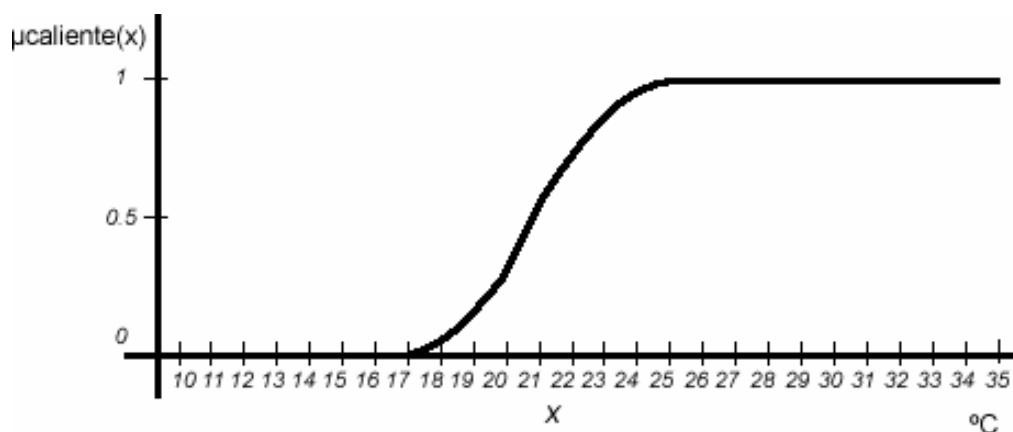


Figura 2.1: Función de Pertenencia representativa del grado de pertenencia $\mu_{caliente}(x)$

Como es evidente por la observación de la curva, las temperaturas inferiores a

17°C tienen grado de pertenencia cero en el conjunto Caliente, esto es:

$$\mu_{\text{Caliente}}(x < 17^\circ \text{C}) = 0 \quad (2.2)$$

De la misma forma, las temperaturas mayores a 25°C tienen grado de pertenencia uno, o total pertenencia, esto es:

$$\mu_{\text{Caliente}}(25^\circ \text{C} \leq x \leq 35^\circ \text{C}) = 1 \quad (2.3)$$

La transición entre ninguna y total pertenencia en el conjunto ocurre entre los 17°C y los 25°C

Los conjuntos previamente definidos pueden ser “cuantificados” con otros términos. Esta cuantificación da origen a nuevos conjuntos difusos relacionados con los originales. Por ejemplo, el conjunto Caliente puede ser cuantificado por el término Muy, resultando el nuevo conjunto Muy Caliente, pudiendo tener la función de pertenencia $\mu_{\text{Muy caliente}}(x)$ presentada en la figura 2.2.

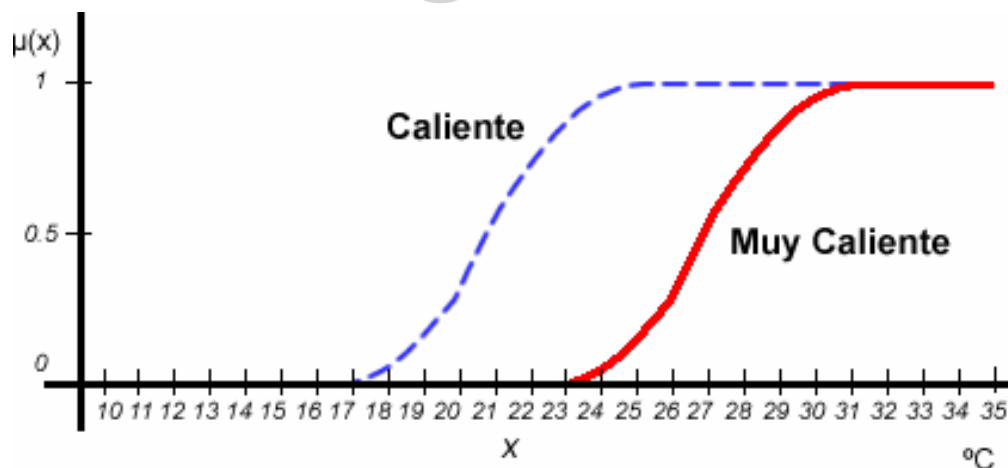


Figura 2.2: Grados de pertenencia $\mu_{\text{Muy caliente}}(x)$, en comparación con $\mu_{\text{Caliente}}(x)$

Una función de pertenencia puede ser representada de varias formas, la función representada en la figura 2.2 se basa en la función matemática \tanh . Cualquier función apropiada puede ser utilizada, siendo su escogencia basada en la

precisión, la sensibilidad del sistema y la facilidad de implementación y manipulación. La función utilizada en la figura 2.2 es:

$$\mu_{Caliente}(x) = \frac{1 + \tanh\left(\frac{x - 22.5}{2.5}\right)}{2} \quad (2.4)$$

Un conjunto difuso también puede ser representado por una tabla que indica el valor de pertenencia de sus miembros para todos los puntos relevantes. Valores de $\mu_{caliente}(x)$ para temperaturas múltiplos de 2°C en el intervalo 14°C ≤ x ≤ 34°C son representados en la tabla 2.1

X(°C)	14	16	18	20	22	24	26	28	30	32	34
$\mu_{caliente}(x)$	0	0	0,005	0,027	0,119	0,401	0,0768	0,943	0,988	1	1

Tabla 2.1: Representación de un conjunto difuso a través de una tabla

Otra forma de representar la función de pertenencia es:

$$\text{Caliente} = 0,005/18+0,027/20+0,119/22+0,401/24+0,0768/28+0,988/30+1/32$$

El signo “/” no representa la división, de esta manera se indica el grado de pertenencia $\mu_{Caliente}(x)$ en el “numerador” de la variable independiente x en el “denominador”. El signo “+” representa la unión de varios términos vistos como conjuntos unitarios.

Se acostumbra asociar un termino lingüístico cualitativo a un conjunto difuso (por ejemplo, Caliente, Frió, Lleno, Rápido, etc.), el cual esta asociado a una variable difusa. Se llama Variable Difusa a una variable que pueda ser caracterizada por términos lingüísticos. Por ejemplo, en la afirmación “La temperatura está Caliente”, la temperatura será una variable difusa y caliente el conjunto difuso.

2.2 Causalidad

La causalidad es un término que está ligado a la representación de sistemas del mundo real. La importancia de la causalidad reside en el hecho de que esta es una de las formas de explicación de eventos del mundo real. Las asociaciones causales son la principal forma de comprensión y representación de como el mundo está organizado. Un proceso de selección de diversas alternativas envuelve casi siempre, aun en forma involuntaria, una evaluación de los posibles hechos causados por cada alternativa. Tal es la importancia de la causalidad que buena parte de lo que se ha acordado llamar Mapas Cognitivos, son efectivamente Mapas Causales, visto que solo se preocupan por la representación de la causalidad entre los elementos que los componen.

La definición de causalidad es y siempre ha sido tema de polémica. La respuesta a la pregunta ¿Cuál evento es causador de cierto efecto? Es un asunto altamente dependiente del tema, de los objetivos a alcanzar, de la circunstancia en que el hecho ocurrió, del plano de observación¹, y de que tan involucrados están las personas que participan en la discusión.

Por ejemplo, si tratamos de analizar los efectos que causan accidentes en una cierta carretera podríamos concluir que dichos accidentes son causados por la imprudencia de los conductores, por la falta de buena señalización, o incluso por el mal estado de la carretera. Así como esas causas podríamos encontrar muchas otras, lo que se complica cuando ampliamos el plano de observación, por ejemplo podríamos definir que las causas de los accidentes se debe a un mal gobierno que no instruye a los conductores y no invierte en el mantenimiento de la carretera.

¹ Nivel de detalle con el que se estudia el problema

No deja de ser curioso que existan muchas relaciones de causa-efecto que nadie pone en duda: el descubrimiento de la penicilina salvo millares (o millones) de vidas, la subida de Hitler al poder causo la pérdida de millones de vidas. Sin embargo, es posible al acercar el plano de observación encontrar eventos intermedios entre las causas y el efecto.

Partiendo de esto y sin la pretensión de imponer una definición formal, Sprites presenta en [30] una serie de nociones necesarias para el proceso del tratamiento y modelado de la causalidad, de donde adoptamos la siguiente definición:

“Se entiende por causalidad, una relación entre dos o mas eventos: algo que es, existe, o sucede, y que hace que otro algo suceda. Un evento puede ser el resultado de más de una causa y puede darse el caso de que ninguna de ellas aisladamente puedan causar el evento. De la misma forma que es posible que un evento sea el resultados de mas de una causa, pero podría bastar una de ellas para causarlo”.

Es usual considerar que un evento está asociado a una entidad física o abstracta (la imprudencia de los conductores, la mala señalización, la atención del gobierno en el asunto de la carretera, etc.), a lo que se acordó llamar Concepto, por lo que la causalidad envuelve siempre varios conceptos, existiendo siempre un concepto que sufre el efecto (y este a su vez afectar a varios otros conceptos), consecuentemente, y en que al(los) concepto(s) causador(es) se les da el nombre de antecedente(s).

Además de estas características, es usual asumir que la causalidad tiene las siguientes propiedades adicionales:

- *Transitividad:* Si A es causa de B, y B es causa de C, entonces A también es considerada causa de C.



- *Irreflexividad*: Un evento A no puede ser causa de si mismo.
- *Antisimetría*: Si A es causa de B, entonces B no puede ser causa de A.

www.bdigital.ula.ve



Capítulo 3: Mapas Cognitivos



www.bdigital.ula.ve

3.1 Mapas Cognitivos

Una de las más importantes herramientas en el estudio del conocimiento, son los intentos de su representación visual, una forma es representarlo en forma de mapa. Si bien la idea de representar algo tan complejo como un proceso cognitivo a través de un simple “diseño” es un tema de polémica y de mucha resistencia, esta representación es bien aceptada en ciertas comunidades como las ciencias sociales. Una de las líneas de pensamiento favorables a la representación visual, como la de Langfield-Smith [28], sugiere que un primer nivel donde todos los individuos comprenden el mundo a su alrededor es basándose en la construcción de modelos relativamente simples en su mente. Nadie puede negar que si los mapas tienen como objetivo representar la forma de cómo un individuo entiende, organiza o estructura algo que lo rodea, entonces los mapas de representación de conocimiento son extremadamente útiles como herramienta para resumir, comunicar analizar el conocimiento de un individuo.

En 1976 el científico político Rober Axelord introdujo los mapas cognitivos como una herramienta para representar el conocimiento científico social. Sus mapas cognitivos son grafos dirigidos, en donde sus arcos son conexiones causales entre los nodos (conceptos). Si vemos en el grafo un arco con signo positivo, digamos que va del nodo A al nodo B, significa que A incrementa causalmente a B. Por otro lado, si el arco tiene signo negativo de A hacia B, significa que A decrementa causalmente a B.

Huff [16] sugiere cinco diferentes familias de mapas de representación de conocimiento que están relacionadas con distintas perspectivas sobre los procesos cognitivos y el nivel de profundidad resultante de los distintos abordajes.

- **Mapas de asociación y ordenamiento al nivel de los conceptos:** Son mapas donde se busca enumerar (inventariar) conceptos u objetos

considerados relevantes para el individuo en cuestión.

- **Mapas de categorías de jerarquía entre conceptos:** Son mapas donde se busca jerarquizar y disponer por dimensiones diferentes conceptos involucrados en el proceso de cognición.
- **Mapas focalizados en relaciones de causalidad e influencia:** Son mapas que pretenden ilustrar la dinámica de los procesos cognitivos en base a las relaciones de causalidad o influencia.
- **Mapas de argumentación estratégica:** Son mapas donde se hace referencia y pesan los argumentos a favor o en contra de una determinada vía. En este tipo de mapas se busca capturar las estrategias seguidas por el individuo, así como las dinámicas del tipo acción-reacción implícitas en ellas.
- **Mapas interpretativos:** Son mapas donde se busca exponer las estructuras de análisis que explican el raciocinio de los individuos en estudio.

Una representación de los mapas sugeridos por Huff son mostrados en las figuras 3.1 y 3.2 tomadas de [16], donde se muestra gráficamente la aplicación de un mapa de cada categoría a un eventual problema de adquisición de mobiliario.

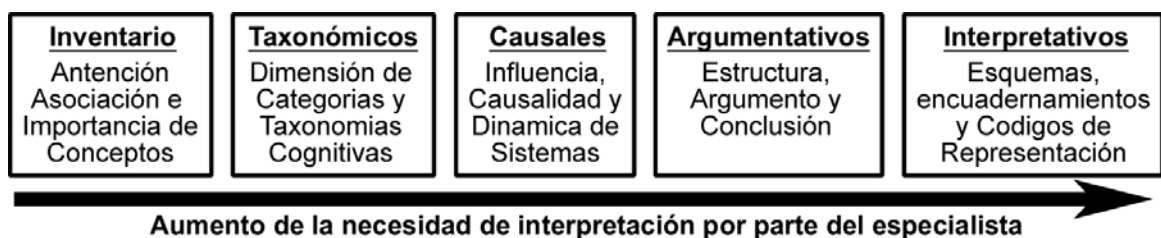


Figura 3.1: Las Familias de Mapas de representación de Conocimiento, según Huff

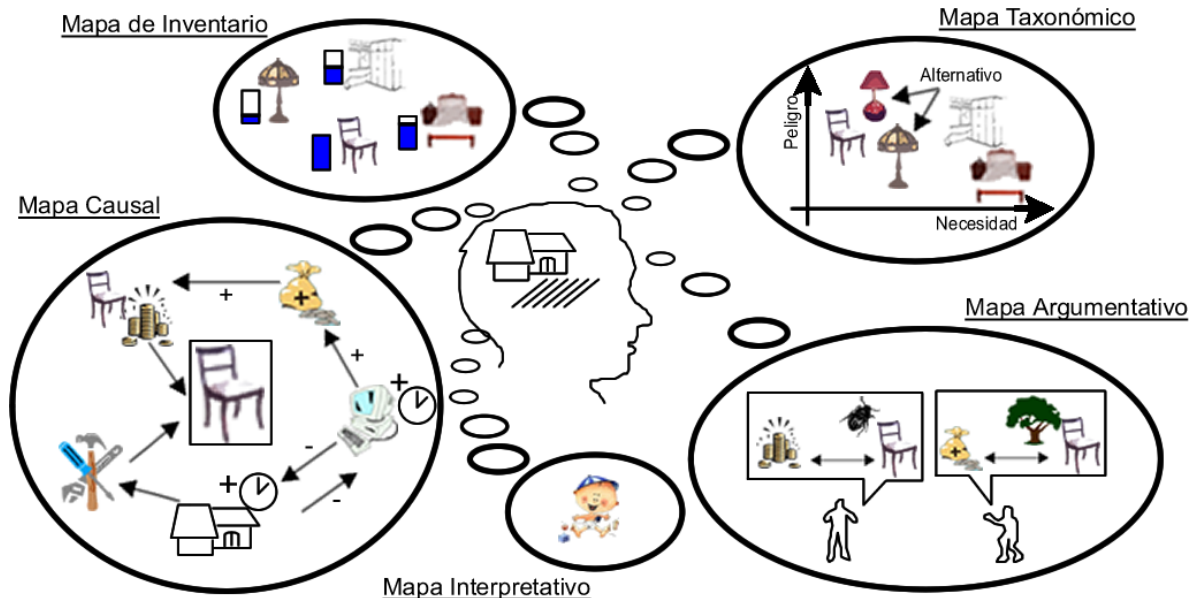


Figura 3.2: Los Diferentes Tipos de Mapas de Representación de Conocimiento, Ilustrando las Preocupaciones de un Individuo Acerca de la Compra de Mobiliario

Un mapa cognitivo se interesa fundamentalmente por la estructuración del problema modelado, y no por el proceso de inferencia involucrado en ese problema, pudiendo así ser considerado como una técnica de ayuda a la decisión o como una herramienta de comunicación. Es una herramienta útil para quien pretenda estructurar un problema, discutirlo con otros, y ayudar a decidir sobre ese problema.

3.1.1 Representación de Mapas Cognitivos.

Un mapa cognitivo esta formado por conceptos y por conexiones que representan las relaciones entre ellos. Los Conceptos son variables que pueden tener diferentes valores [2], cada uno de ellos constituidos por una idea y por su contrario [10, 11] (esto será discutido mas adelante en el punto 3.2.2). Normalmente, un mapa se caracteriza por tener un gran número de conceptos y conexiones, formando un ciclo de realimentación que dificulta su análisis sin recorrer a métodos elaborados.

Como se menciono anteriormente, los mapas cognitivos que adoptan una estructura determinística en relación a la causalidad, se enfocan esencialmente en el proceso de representación de los efectos de la causalidad. El modelado de estos efectos puede ir desde una forma numérica básica a una forma descriptiva detallada, dependiendo de la forma como se representan las relaciones causales.

En su forma más simple, la representación de la causalidad en un mapa causal se divide en la causalidad positiva (+), negativa (-), y en la ausencia de la relación. En la causalidad positiva, el efecto de la variación de un concepto antecedente en un determinado sentido genere una variación de lo consecuente en el mismo sentido. En la causalidad negativa, el efecto de la variación de un concepto antecedente en un determinado sentido genere una variación de lo consecuente en un sentido contrario.

Los mapas cognitivos pueden ser representados de forma gráfica (ver figura 3.3), tal que los conceptos son conectados por flechas, o a través de una matriz de conexión en que la intercepción de cada par de conceptos indica la relación existente entre ellos (ver tabal 3.1).

	Mal Tiempo	Congestionamiento	Accidentes	Velocidad	Policía	Comportamiento
Mal Tiempo	0	+1	+1	0	0	0
Congestionamiento	0	0	-1	-1	0	0
Accidentes	0	+1	0	0	+1	-1
Velocidad	0	0	+1	0	0	0
Policía	0	0	-1	0	0	-1
Comportamiento	0	0	0	+1	0	0

Tabla 3.1: Representación de un Mapa Cognitivo a través de una Matriz de Adyacencia

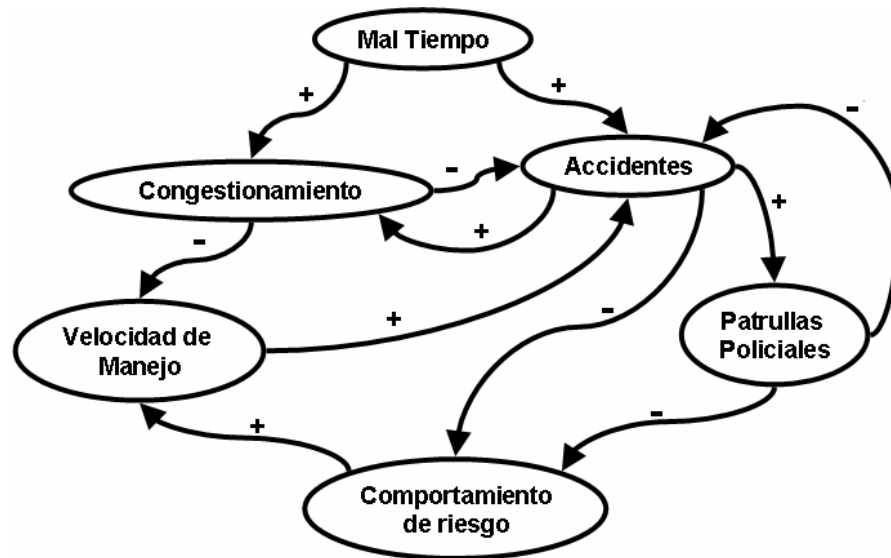


Figura 3.3: Representación de un Mapa Cognitivo a través de un Grafo Dirigido

El ejemplo anterior muestra las diferentes formas de representar un Mapa Cognitivo para el problema de los accidentes automovilísticos en una cierta avenida.

En la matriz de conexión el i -ésimo renglón lista el peso de la conexión de los arcos que son dirigidos hacia fuera del concepto C_i , es decir, a quienes afecta C_i . La i -ésima columna lista los arcos dirigidos hacia C_i , es decir quienes afectan a C_i . Entonces:

$$w_{i,j} = M(C_i, C_j) \quad (3.1)$$

Donde M representa la función causal del arco que posee como concepto antecedente al concepto C_i y como concepto consecuente C_j , y $w_{i,j}$ será el peso de la relación entre esos dos conceptos. El concepto C_i incrementa causalmente a C_j si $w_{i,j} = 1$, lo decreta causalmente si $w_{i,j} = -1$ y no imparte causalidad si $w_{i,j} = 0$. En el ejemplo podemos definir, observando el primer renglón de la matriz de conexión mostrada en la tabla 3.1, que el mal tiempo incrementa el congestionamiento y los accidentes, así como también podemos observar en la tercera columna que los accidentes son generados por el mal tiempo y la

velocidad, y que son atenuados por el congestionamiento y la presencia policial.

La representación matricial es comúnmente adoptada por las líneas investigativas que se preocupan más por el análisis estructural y cualitativo de los mapas, a diferencia de quienes optan por los aspectos de la toma de decisiones a partir de los mapas [23].

Por lo tanto, dado a que el universo de discurso se encuentra dentro de un hipercubo I^n fijado en n coordenadas (n es el número de conceptos), entonces cada vector de estados del mapa cognitivo se encontrara en uno de los 2^n vértices de dicho cubo (un estado representa el valor de los conceptos en un momento dado). Un ejemplo de esto lo podemos observar en la figura 3.4, la cual muestra todos los posibles estados para un mapa cognitivo de tres conceptos.

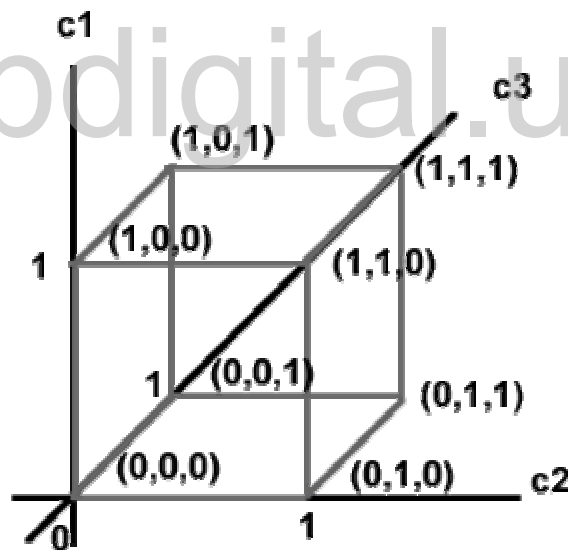


Figura 3.4: Posibles soluciones para un Mapa Cognitivo de tres conceptos

Las iteraciones asociadas a los mapas cognitivos se calculan según la ecuación 3.2, pero hay que recalcar que la naturaleza de estos mapas es completamente dinámica en donde dado un estado inicial de entrada, este se multiplica por la matriz de conexión, y obteniendo un resultado que de nuevo es multiplicado por la matriz de conexión (retroalimentación del sistema), hasta que el sistema llegue a

un estado estable. Esto se puede especificar de la siguiente forma:

$$C(t) = S[C(t-1) \times F] \quad (3.2)$$

Donde $C(t)$ indica el valor del vector de estados actual, el cual posee los valores de los conceptos en el tiempo t , $C(t-1)$ es el vector de estado en la iteración anterior, F es la matriz de conexión y $S(y)$ es una función de normalización para evitar que el valor de los conceptos salgan de un rango dado.

Recordando, en un mapa cognitivo los arcos representan reglas del flujo causal entre conceptos. El signo del arco (+, -) establece el incremento o decremento causal entre conceptos. Un ejemplo de una regla positiva es:



Figura 3.5: Ejemplo de una regla causal positiva

La regla anterior indica que la amenaza de supervivencia incrementa la necesidad de huir. La respuesta de la huida crece o decrece de acuerdo a la amenaza. La siguiente regla negativa, representa que huir de un depredador decrementa la amenaza de supervivencia

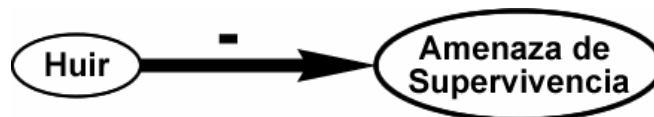


Figura 3.6: Ejemplo de una regla negativa

Por lo tanto, esta es una conexión causal negativa. La amenaza de supervivencia crece o disminuye de acuerdo a si la presa huye o no.

Ambas reglas definen una red mínima de retroalimentación, lo que da como resultado una red causal, es decir un Mapa Cognitivo

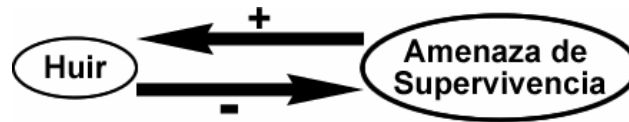


Figura 3.7: Ejemplo de un Mapa Cognitivo

El modelo dinámico no lineal de un Mapa Cognitivo funciona como una red neural. Por cada estado de entrada $C(0)$ este conduce a una trayectoria que termina en un atractor de equilibrio dado. por ejemplo, en el caso de la amenaza y la huida, siempre que exista una amenaza se realizara la acción de huida y al huir se decrementa la amenaza de supervivencia. El mapa cognitivo rápidamente converge a un punto fijo, ciclo límite o atractor caótico. El equilibrio de salida es la respuesta a una pregunta del tipo “si... entonces”, es decir ¿Qué sucede si $C(0)$ ocurre?, En este sentido cada mapa cognitivo almacena un conjunto de reglas globales de la forma “Si ocurre $C(0)$, entonces pasa el atractor de equilibrio A ”.

El problema de la comprensión de la evolución de un Mapa Cognitivo complejo, se debe al hecho de que su descomposición en sistemas realimentados simples es inaceptable, dado a que el comportamiento global del sistema no puede usualmente ser previsto a partir de las conclusiones retiradas sobre estos sistemas aislados. Por lo tanto se torna necesario encontrar un método computacional que permita simular el análisis de la dinámica del mapa en su todo.

3.2 Mapas Cognitivos Difusos.

Los Mapas Cognitivos Difusos (*Fuzzy Cognitive Maps*), fueron desarrollados por Kosko [26, 27] a mediados de la década de los 80, a partir de los Mapas Cognitivos de Axelrod [2]. El análisis estructural de estos mapas permite deducir información sobre la importancia de los conceptos implicados en el problema e identificar cuales son las verdaderos argumentos involucrados.

Los MCD fueron presentados inicialmente como mecanismos difusos, pudiendo los conceptos y relaciones ser representados con variables difusas (expresados

en términos lingüísticos). Términos como “Casi Siempre”, “Siempre”, “Normalmente”, “Algunos”, son variables difusas utilizadas para describir las relaciones entre conceptos. Los valores “Congestionamiento”, “Mal Tiempo”, “Comportamiento de Riesgo”, “Velocidad” son utilizados para describir los conceptos. La figura 3.8 representa un mapa en que las relaciones son presentadas de forma cualitativa. Podría, por ejemplo, definirse la relación “el mal tiempo normalmente aumenta la frecuencia de accidentes”, y así representar de forma cualitativa aquello que se asocia por sentido común, o sea la forma como el ser humano percibe e interpreta las situaciones que lo rodean.

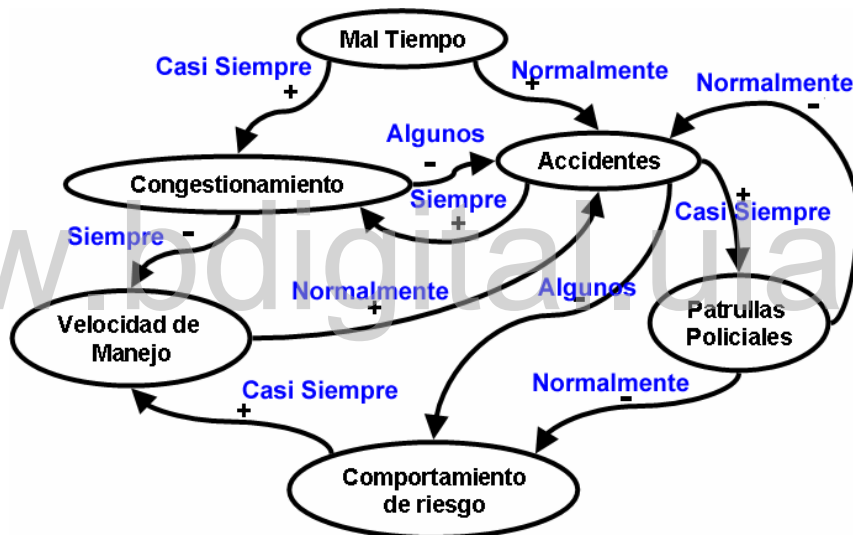


Figura 3.8: Un MCD cualitativo

Sin embargo, e infelizmente, la noción de difuso en la ejecución de un MCD se limita al hecho de que los conceptos y las relaciones pueden tener valores continuos, no existiendo ningún mecanismo de inferencia difusa asociado a la ejecución de los MCD.

Cuando Kosko introdujo los MCD, encontró una forma de simular la dinámica de los Mapas Cognitivos, posibilitando así la existencia de herramientas no destinadas exclusivamente a especialistas con conocimientos en dinámica de sistemas, o matemáticas, para así hacerlos accesibles a interesados de todas las

áreas científicas.

3.2.1 Arquitectura de un MCD.

Los MCD, al igual que los mapas de Axelrod, están compuestos por conceptos y relaciones. Hay que resaltar que el único tipo de relación entre conceptos que es permitido por un MCD es la causalidad, por lo que el nombre mas adecuado para un MCD sería de *Mapa Causal Difuso* y no de *Mapa Cognitivo Difuso*.

Los MCD son mecanismos iterativos. Como tal, cada iteración simula el paso de un intervalo de tiempo determinado en el sistema modelado, y el valor de cada Concepto en la iteración actual es calculado a partir de los valores de sus conceptos antecedentes en la iteración anterior. Por ejemplo, en el sistema representado en la figura 3.9, el valor del concepto A en la iteración 3, es calculado de acuerdo con el valor de los conceptos B, C y D en la iteración 2.

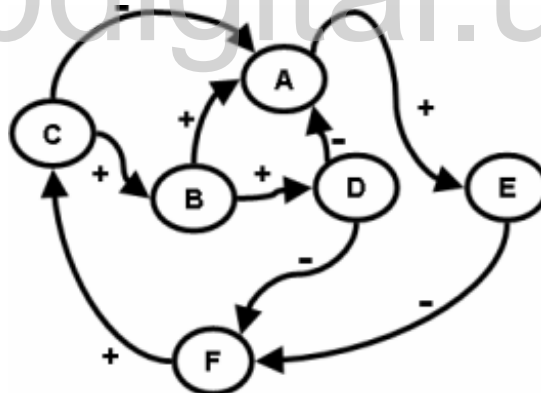


Figura 3.9: Conceptos y relaciones en un MCD

Dada su naturaleza iterativa, el sistema representado por un MCD evoluciona a lo largo del tiempo, y a semejanza del sistema real podrá o no converger a un estado o ciclo de estados.

Como ya se ha mencionado, en un MCD el nivel de representación de cada concepto depende del nivel de sus antecedentes en la iteración anterior, y es calculado por medio de una suma de productos normalizada, donde la relación

entre un concepto y sus antecedentes es modelada por un simple peso de acuerdo a las siguientes ecuaciones:

$$C_m(i+1) = S \left[\sum_{k=1}^N w_{m,k} \cdot C_k(i) \right] \quad (3.3)$$

En donde $C_m(i+1)$ indica el valor del concepto en la siguiente iteración, N indica el número de conceptos, $w_{n,k}$ indica el valor de la relación causal que imparte el concepto C_k sobre el concepto C_m y $S(y)$ es una función utilizada para normalizar el valor del concepto (ver figura 3.10). Para conceptos definidos en el intervalo $[0,1]$, la función de normalización $S(y)$ puede estar dada por:

$$S(y) = \frac{1}{1 + e^{-ky}} \quad (3.4)$$

Para conceptos definidos en el intervalo $[-1,1]$, la función de normalización $S(y)$ puede estar dada por:

$$S(y) = \frac{2}{1 + e^{-ky}} - 1 \quad (3.5)$$

Donde una $k > 0$ muy grande se aproxima a una función con umbral binario, es decir entre cero y uno

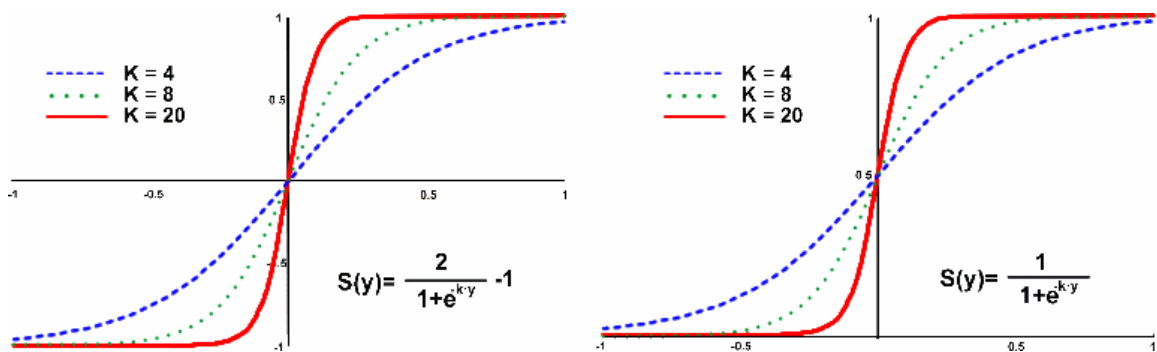


Figura 3.10: No linealidades típicas $S(y)$

Si bien es cierto que la función de normalización $S(y)$ también puede ser implementada por funciones de densidad de probabilidad o por funciones lineales, la utilización de funciones lineales implica que el modelo sea lineal, imposibilitando el modelado de la mayoría de los sistemas del mundo real.

En un MCD, la dimensión y el efecto de cada relación causal es modelada por el peso W entre el concepto consecuente y el respectivo concepto antecedente. Cuanto mas intensa sea la relación mayor será el efecto consecuente. El efecto de varias relaciones causales sobre el mismo concepto es obtenido por medio de la acumulación normalizada del efecto de todos los antecedentes.

En la práctica, un concepto no es mas que una neurona, por ello se puede decir que un MCD es una Red Neuronal simple, donde pueden existir conexiones entre cada par de neuronas, posibilitando así la existencia de varios lazos de realimentación.

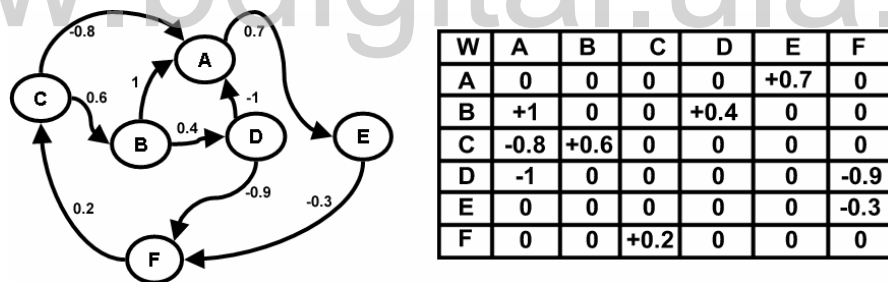


Figura 3.11: Distintas representaciones de un MCD

La estructura de un MCD al igual que un mapa cognitivo simple, puede ser representada como un grafo orientado o como una matriz de conexión. En la representación de la forma matricial, el valor de cada concepto representado en una línea es obtenido por la suma normalizada de los productos de cada elemento de esa línea con el valor del concepto indicado en la columna respectiva en la iteración anterior. Por ejemplo, en la figura 3.11 el valor del concepto A en la iteración i , esta dado por:

$$A_i = S[0 \cdot A_{i-1} + 1 \cdot B_{i-1} - 0.8 \cdot C_{i-1} - 1 \cdot D_{i-1} + 0 \cdot E_{i-1} + 0 \cdot F_{i-1}]$$

3.2.2 Representación del razonamiento causal en los MCD

El concepto de causalidad es más complicado que el de implicación lógica. Esto porque A incrementa o decrementa a B, en el caso de lógica difusa no es una implicación lógica. Al haber un cambio en el grado de pertenencia de un miembro de un conjunto difuso entonces habrá una variación en el concepto. Así La causalidad difusa puede ser definida en términos de relaciones entre conceptos difusos, como se muestra más adelante. Particularmente, podemos definir que:

- C_i incrementa causalmente a C_j si y solo si $D_i \rightarrow D_j$ y $\sim D_i \rightarrow \sim D_j$,
- C_i decrementa causalmente a C_j si y solo si $D_i \rightarrow \sim D_j$ y $\sim D_i \rightarrow D_j$

Donde D_i es el conjunto difuso asociado al concepto C_i y $\sim D_i$ es su complemento difuso. La causalidad negativa puede ser definida como una causalidad positiva haciendo ciertos ajustes a la relación causal, de tal forma que la causalidad negativa podría ser eliminada (esto no sucede en la mayoría de los casos, por la relación que se dan entre múltiples conceptos). Veamos como, eliminar la relación causal de la figura 3.12.



Figura 3.12: ejemplo de relaciones causales negativas

Es equivalente a la relación positiva causal siguiente:

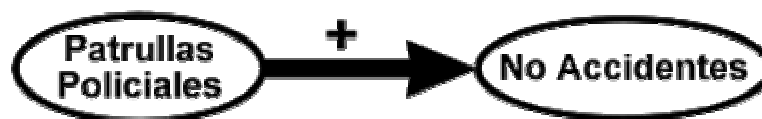


Figura 3.13: ejemplo de relaciones causales positivas

Esto conduce a una regla general de reemplazo en la construcción de un MCD donde se puede reemplazar cada $C_i \rightarrow C_j$ con peso negativo a $C_i \rightarrow \sim C_j$ con peso positivo, y viceversa.

3.2.3 Algebra causal Difusa

El algebra causal difusa gobierna la propagación causal y la combinación causal de un MCD. Este tipo de algebra depende solamente del orden parcial sobre P (valores causales difusos de la relación) y sobre las propiedades del grafo que representa el mapa.

Axelrod habló de efectos causales e indirectos sobre mapas cognitivos. Fijo varias vías causales desde el nodo del concepto C_i al nodo del concepto C_j , algunas directas y otras indirectas del tipo $C_i \rightarrow C_{k1} \rightarrow \dots \rightarrow C_{kn} \rightarrow C_j$. En el caso indirecto, el efecto indirecto de C_i a C_j es la causalidad que C_i imparte a C_j por medio de la vía $(i, k1, \dots, kn, j)$. El efecto total de C_i sobre C_j es todo el efecto directo y/o indirecto de causalidad que C_i imparte a C_j según las vías donde C_i participa. Si hay solamente una vía causal de C_i a C_j , el efecto total de C_j se reduce a ese efecto.

Las operaciones para el cálculo del efecto total corresponden a la multiplicación y la adición de números reales. Axelrod (1976) empleó un calculo causal de signos (+ y -) que explota esta correspondencia. El efecto total de C_i sobre C_j es negativo si todos los efectos directos y/o indirectos de C_i sobre C_j en todas sus vías es negativo, y es positivo si todos ellos son positivos, indeterminado de otra manera. Puesto que la indeterminación tiende a dominar este esquema, este puede ser eliminado con un esquema numérico de pesos. Si a los arcos causales les son asignados números reales positivos y negativos ($w_{i,j}$), entonces el efecto indirecto de C_i sobre C_j en la via $(i, k1, \dots, kn, j)$ es el producto:

$$w_{i,k1} \times w_{k1,k2} \times \dots \times w_{kn,j} \quad (3.6)$$

Y los efectos totales son la suma de los productos de las vías. Este esquema manejado a través de pesos generaliza el cálculo de signos, y remueve la indeterminación de la operación total del efecto.

Un álgebra difusa causal es creada al abstraer las operaciones de adición y multiplicación que son definidas sobre un conjunto parcialmente ordenado P (este conjunto es difuso) de valores causales. Supongamos a J como un espacio causal de conceptos y supongamos a $w: J \times J \rightarrow P$ como una función de arco causal difuso. Entonces, las más simples operaciones abstractas se obtienen de interpretar el operador de efecto total T como algún operador máximo (estos operadores solo dependen del orden parcial de P), y el más simple de estos operadores son el min (inferior) y el max (superior). Formalmente, hay m vías causales de C_i a C_j :

$$(i, k_1^l, k_2^l, \dots, k_n^l, j) \quad \forall l \leq 1 \leq m \quad (3.7)$$

Supóngase a $I_l(C_i, C_j)$ denotar el efecto indirecto del concepto C_i sobre el concepto C_j en la l -ésima vía causal. Dado $T(C_i, C_j)$ como la denotación del efecto total del concepto C_i sobre el concepto C_j sobre todas las vías causales m , obtendremos las siguientes definiciones:

$$I_l(C_i, C_j) = \min \{ w_{p, p+1} : (p, p+1) \in (i, k_1^l, k_2^l, \dots, k_n^l, j) \} \quad (3.8)$$

$$T(C_i, C_j) = \max I_l(C_i, C_j) \quad \text{y el máximo estará entre } 1 \leq l \leq m \quad (3.9)$$

Donde p y $p+1$ son los índices contiguos de derecha a izquierda.

Por ejemplo, supongamos que los valores causales son dados por:

$$P = \{ \text{nadie} \leq \text{algunos} \leq \text{muchos} \leq \text{demasiado} \}$$

Y el MCD está dado de la siguiente forma:

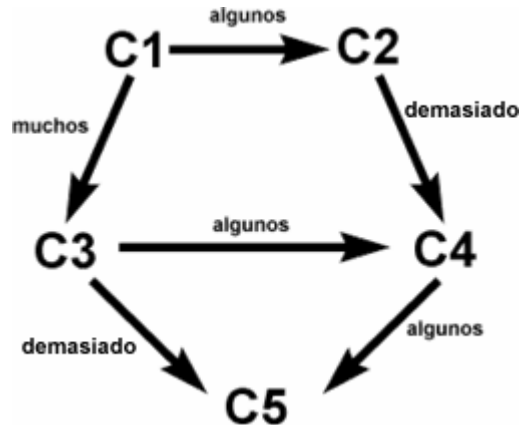


Figura 3.14: Ejemplo de las distintas vías en un MCD

Las tres vías causales de C_1 a C_5 son $(1,3,5)$, $(1,3,4,5)$, $(1,2,4,5)$. Así que los tres efectos indirectos de C_1 sobre C_5 son:

$$I_1(C_1, C_5) = \min\{w_{1,3}, w_{3,5}\} = \min\{\text{mucho}, \text{demasiado}\} = \text{mucho}$$

$$I_2(C_1, C_5) = \min\{w_{1,3}, w_{3,4}, w_{4,5}\} = \min\{\text{mucho}, \text{algunos}, \text{algunos}\} = \text{algunos}$$

$$I_3(C_1, C_5) = \min\{w_{1,2}, w_{2,4}, w_{4,5}\} = \min\{\text{algunos}, \text{demasiado}, \text{algunos}\} = \text{algunos}$$

$$T(C_1, C_5) = \max\{I_1, I_2, I_3\} = \max\{\text{mucho}, \text{algunos}, \text{algunos}\} = \text{mucho}$$

En síntesis, C_1 imparte mucha causalidad a C_5 .

3.2.4 Diseño y ejecución de un MCD

El proceso de diseño y ejecución de un MCD esta compuesto en tres etapas principales:

3.2.4.1 Etapa de Definición.

En esta etapa se debe analizar el sistema y tratar de definir los conceptos que se encuentran involucrados en el mismo, cada concepto será representado como un

nodo del grafo que compone el mapa.

3.2.4.2 Etapa de inicialización.

Una vez que se hayan definido los conceptos que componen el mapa, la etapa de inicialización se encarga de establecer las relaciones entre los conceptos. Esta es posiblemente la etapa de mayor trabajo, donde incluso pueden existir varias soluciones. Existen tres formas de establecer las relaciones causales entre los conceptos:

1. **Basándose en la opinión de los expertos:** la idea aquí es que cada experto define su propio MCD y nosotros determinamos un MCD global. En este caso, la experiencia y el conocimiento humano es explorado. José Aguilar en [20] presenta dos ecuaciones para calcular la opinión causal de forma global:

$$E_{ji}^G = \max\{E_{ji}^e\} \quad \forall e = 1, NE \text{ (Numero de expertos)} \quad (3.10)$$

O

$$E_{ji}^G = \sum_{e=1}^{NE} \frac{b_e \cdot E_{ji}^e}{NE} \quad (3.11)$$

Donde E_{ji}^e es la opinión del experto e acerca de la relación causal entre los conceptos c_j y c_i , y b_e es el peso de la credibilidad del experto.

2. **Utilizando Mapas Cognitivos Difusos Aumentados:** Las matrices de varios MCD pueden combinarse aditivamente para formar un nuevo MCD. Esto con el fin de combinar los diferentes MCD que se encuentran en un mismo mundo. Si un MCD no incluye un concepto, entonces los renglones y columnas son todos cero. La suma de las matrices de los MCD para cada

actor que compone el sistema se realiza con base a la siguiente formula:

$$F = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \times F_i}{n} \tag{3.12}$$

Donde w_i son pesos correspondientes al i -ésimo concepto F_i del MCD $_i$, y n es el total de MCD definidos. Los pesos determinan el valor relativo de cada MCD en el sistema. A continuación se muestran tres diferentes MCD que pueden provenir de alguna fase de análisis previa de un problema dado:

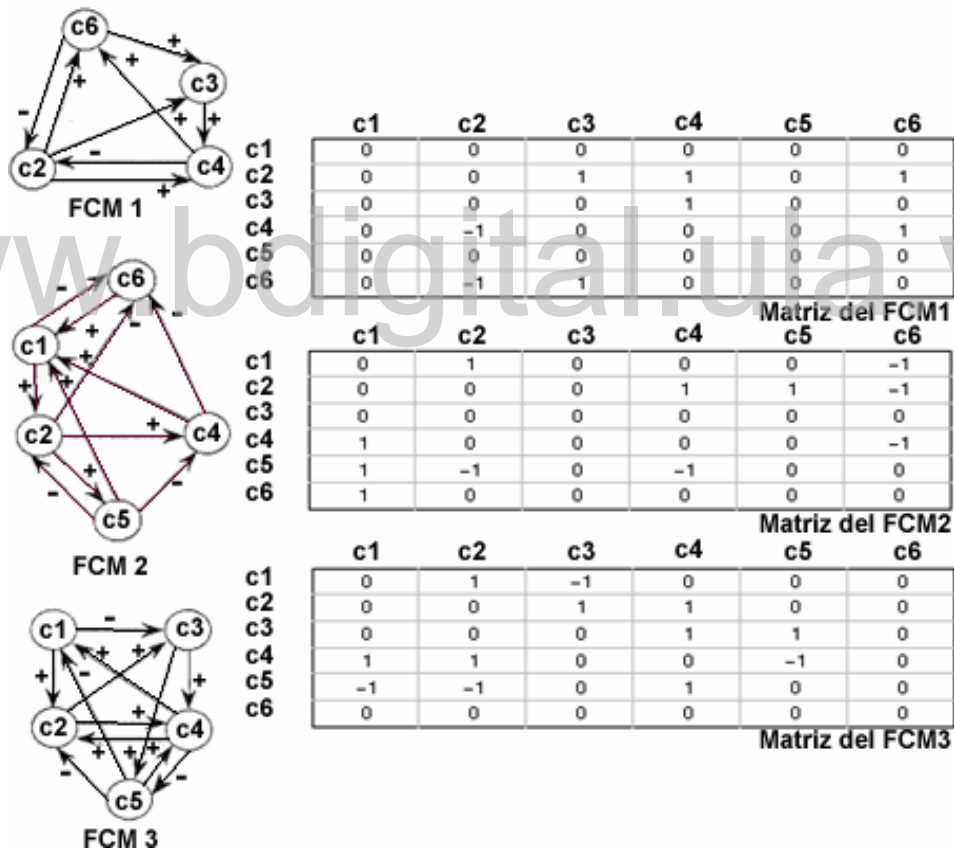


Figura 3.15: distintos Mapas Cognitivos

La combinación de los MCD genera el siguiente mapa:

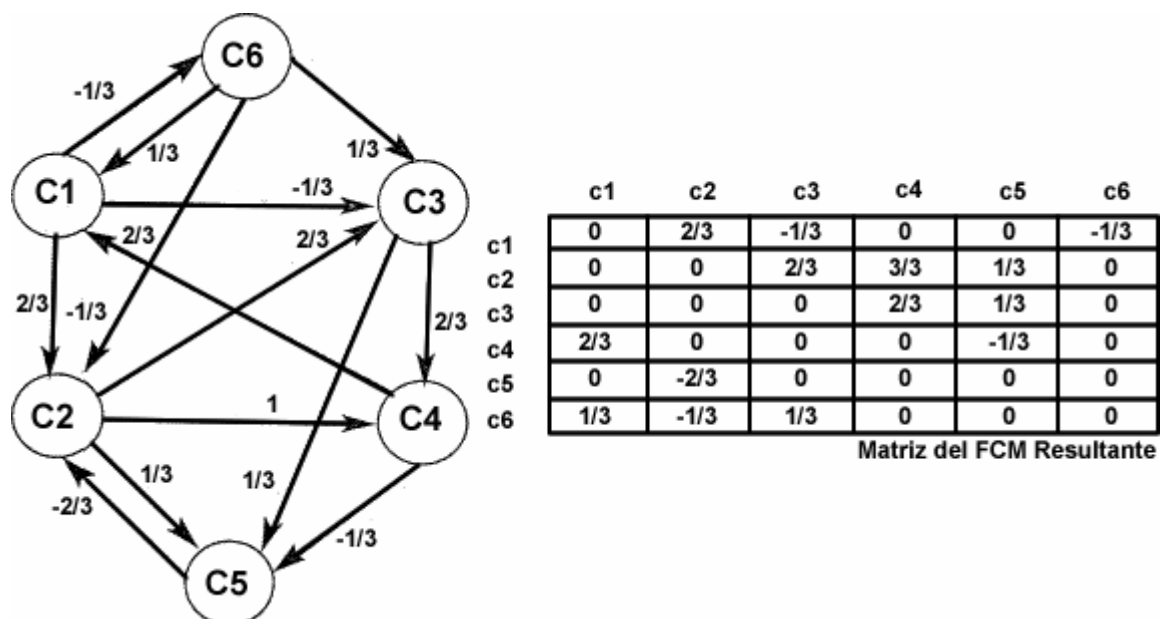


Figura 3.16: MCD Aumentado

La suma de los MCD ayuda a la estabilización del conocimiento, ya que cualquier número de expertos pueden describir sus vistas del MCD en el sistema y entonces combinarse.

3. **Basado en datos históricos:** en este caso se debe poseer datos medidos del sistema, y esta información será el patrón de entrada:

$$M = \{D_1, D_2, \dots, D_m\} = \left\{ [d_1^1, d_1^2, \dots, d_1^n], [d_2^1, d_2^2, \dots, d_2^n], \dots, [d_m^1, d_m^2, \dots, d_m^n] \right\} \quad (3.13)$$

Donde d_j^t es el valor medido del concepto c_j en el tiempo t . El mecanismo de aprendizaje sigue el siguiente algoritmo tomado de [18]:

$$W_{ji}^t = W_{ji}^{t-1} + \eta \cdot \left(\frac{\Delta d_j^t \cdot \Delta d_i^t}{\Delta^+ d_j^t \cdot \Delta^+ d_i^t} \right) \quad (3.14)$$



Donde

$$\begin{aligned} \Delta d_j^t &= d_j^t - d_j^{t-1} \\ \Delta d_i^t &= d_i^t - d_i^{t-1} \\ \Delta^+ d_j^t &= d_j^t + d_j^{t-1} \\ \Delta^+ d_i^t &= d_i^t + d_i^{t-1} \end{aligned}$$

Y η es la tasa de aprendizaje.

3.2.4.3 Fase de ejecución.

Esta fase es utilizada para el análisis del sistema expresado como un MCD. La idea es analizar el comportamiento de los conceptos ante un cierto estado inicial, por ello lo primero de esta fase es definir un estado inicial del mapa.

$$C^{t0} = [C_1, C_2, \dots, C_n] \quad (3.15)$$

Luego se debe calcular los nuevos valores de los conceptos de acuerdo a la ecuación:

$$C_i^t = S \left(\sum_{k=1}^n W_{ik} \cdot C_k^{t-1} \right) \quad (3.16)$$

La ecuación 3.16 tiene una variante donde se utiliza el valor del concepto en el estado anterior como una causa del concepto en el estado actual, esto conlleva a saturaciones rápidas de los conceptos y es utilizada normalmente en conceptos donde lo único que interesa es la activación o no de los conceptos. Esta ecuación es presentada en la ecuación 3.17

$$C_i^t = S \left(\sum_{k=1}^n W_{ik} \cdot C_k^{t-1} \right) + C_i^{t-1} \quad (3.17)$$

Para un mayor ejemplo sobre la ejecución y análisis de los resultados obtenidos por un MCD refiérase a los anexos A y B.

3.3 Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos.

Como ya vimos, los MCD son herramientas muy útiles que se han utilizado eficazmente en diversas áreas, pero una vez que el mapa es definido por los expertos o que se ha construido por algún algoritmo de aprendizaje, este posee relaciones que permanecen fijas en el transcurrir del tiempo. El enfoque dinámico de los MCD (*Dynamic Fuzzy Cognitive Maps*) fue introducido por José Aguilar en [18], donde el nuevo aspecto implantado se basa en la dinámica de las relaciones causales, en el cual los valores de los arcos durante el tiempo de ejecución se adaptan a los cambios que se van dando en el ambiente. La arquitectura de un MCDD es en esencia la misma que la de un MCD, la cual ya fue presentada en el punto 3.2.1.

3.3.1 Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos Aleatorios

En [18], José Aguilar introduce los Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos Aleatorios (MCDDA) basados en el modelo de Redes Neurales Aleatorias.RNA

3.3.1.1 Redes Neurales Aleatorias

El Modelo de las RNA fue introducido por Gelenbe [12, 13, 14] en 1989, este modelo consiste en una red de n neuronas donde circulan señales positivas y negativas, cada neurona acumula las señales a medida que estas llegan a ella, las neuronas se activa si el total de las señales acumuladas en un instante t es positiva. Las señales positivas y negativas tienen distintos roles en la red. Una señal negativa reduce en 1 el potencial de activación de la neurona donde llega la señal y no tiene ningún efecto si el potencial de la neurona es cero; cuando llega una señal positiva agrega 1 al potencial de activación de la neurona. Una señal puede llegar a una neurona desde fuera de la red o desde otras neuronas. Una neurona i envía una señal positiva a otra neurona j con probabilidad $p^+(i,j)$, una señal negativa con probabilidad $p^-(i,j)$ o la señal se aleja de red con probabilidad

d(i). Por lo tanto, tenemos que:

$$\sum_{j=1}^n [p^+(i, j) + p^-(i, j)] + d(i) = 1 \quad \forall 1 \leq i \leq n \quad (3.18)$$

Una señal positiva llega a la i -ésima neurona de acuerdo a un proceso de Poisson de tasa $\Lambda(i)$ (señales de excitación externa). Las señales negativas llegan a la i -ésima neurona de acuerdo a un proceso de Poisson de tasa $\lambda(i)$ (señales de inhibición externa). La tasa con que una neurona es activada es $r(i)$. La principal propiedad de este modelo es la probabilidad de excitación de la neurona i , $q(i)$, la cual satisface la ecuación no lineal:

$$q(i) = \frac{\lambda^+(i)}{r(i) + \lambda^-(i)} \quad (3.19)$$

Donde:

$$\lambda^+(i) = \sum_{j=1}^n q(j) r(j) p^+(j, i) + \Lambda(i) \quad (3.20)$$

$$\lambda^-(i) = \sum_{j=1}^n q(j) r(j) p^-(j, i) + \lambda(i) \quad (3.21)$$

Los pesos de las señales positivas ($w^+(i, j)$) y negativas ($w^-(i, j)$) están definidas por:

$$w_{i,j}^+ = r(i) p^+(i, j) \quad (3.22)$$

$$w_{i,j}^- = r(i) p^-(i, j) \quad (3.23)$$

$$r(i) = \sum_{j=1}^n (w_{i,j}^+ + w_{i,j}^-) \quad (3.24)$$

La ecuación (3.19) puede ser traducida como una expresión sigmoide como las

presentadas en las ecuaciones (3.4) y (3.5), donde se trata la excitación (en el numerador) asimétricamente con respecto a la inhibición (en el denominador).

3.3.1.2 Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos Aleatorios Basados en Redes Neurales Aleatorias

Los MCDDA presentados en [18] introducen dos nuevos aspectos en los MCD, el primero es que los valores de los arcos son modificados durante la fase de ejecución del mapa con la finalidad de que estos se adapten a las nuevas condiciones del ambiente. El otro es que se habla de la probabilidad de activación q_i de un concepto C_i . Así, para calcular el estado de un concepto C_i (probabilidad de activación de la neurona q_i), se utiliza la siguiente ecuación [21]:

$$C(j) = \min \{ \lambda_d^+(j), \max \{ r_d(j), \lambda_d^-(j) \} \} \quad (3.25)$$

Donde

$$\lambda_d^+(j) = \max_{i=1,n} \{ \min \{ q(i), w_{i,j}^+ \} \} \quad (3.26)$$

$$\lambda_d^-(j) = \max_{i=1,n} \{ \min \{ q(i), w_{i,j}^- \} \} \quad (3.27)$$

Y la tasa de activación esta dada por:

$$r_d(j) = \max_{i=1,n} \{ w_{i,j}^+, w_{i,j}^- \} \quad (3.28)$$

Donde $\lambda_d^+(j)$, $\lambda_d^-(j)$, $r_d(j)$, son los valores utilizados del modelo de redes neurales aleatorias para justificar dicho modelo.

El procedimiento general para un MCDDA esta dado por:

1. Determinar el número de neuronas (igual al numero de conceptos)

2. Llamar a la fase de inicialización
3. Llamar a la fase de ejecución

Los pasos 1 y 2 son iguales a los MCD y ya fueron presentados en los puntos 3.2.4.1 y 3.2.4.2.

3.3.1.2.1 Fase de ejecución de un MCDDA

Los MCDDA pueden ser usados como una memoria asociativa, en este sentido, cuando se presenta un nuevo patrón a la red, esta itera hasta que se estabilice. Así, la fase de ejecución de un MCDDA consiste en la iteración del sistema hasta que este converja. La entrada es un estado inicial $C^0 = \{C_1^0, C_2^0, \dots, C_n^0\}$, donde $C_i \in [0,1]$ (un conjunto de valores iniciales de los conceptos). La salida $C^m = \{C_1^m, C_2^m, \dots, C_n^m\}$ es la predicción del MCDDA, y m es el número de iteraciones para que el sistema converja.

Los pesos de los ejes son modificados de acuerdo a la variación de los conceptos antecedentes y consecuentes, si ambos conceptos se incrementan o decrementan el peso de la relación es incrementada, ahora, si los conceptos varían en direcciones opuestas el peso de la relación es decrementado.

$$w_{i,j}^t = w_{i,j}^{t-1} + \eta(\Delta C_i^t \cdot \Delta C_j^t) \quad (3.29)$$

Donde, ΔC_i^t es el cambio en el valor de activación del i-esimo concepto entre la iteración t y t-1, y η es la tasa de aprendizaje.

Este es un método no supervisado de aprendizaje. El algoritmo para esta fase de ejecución es:

1. Leer el estado inicial C^0

2. Mientras el sistema no converja
 - a. Calcular C_i^t de acuerdo a la ecuación (3.19) (3.25)
 - b. Actualizar W^t de acuerdo a la ecuación (3.29)

3.3.2 Mapas Cognitivos Difusos Dinámicos basados en función de ajuste

En este caso, para lograr la dinámica de las relaciones causales se utilizan funciones de ajuste adecuadas al sistema estudiado, a diferencia de lo propuesto en [18] por José Aguilar, donde se propone una dinámica de las relaciones de una forma genérica para todos los sistemas representados en un MCDD. Aquí se proponen funciones de ajuste adecuadas al sistema en estudio, de manera tal que cada MCDD esté bien adaptado al sistema representado, aumentando así las capacidades de representación de dichos mapas [1].

La función de ajuste puede estar dada por un conjunto de reglas lógicas, por un conjunto de reglas difusas o por una función matemática especificada, permitiendo así que cualquier concepto del MCDD influya en la relación entre dos conceptos dados.

3.3.2.1 Funciones de ajuste utilizando reglas lógicas

En este caso las funciones de ajuste están dadas por una serie de reglas lógicas del tipo “si el mapa se encuentra en un estado C_t entonces la relación tiene un peso w_i ”, Por ejemplo si tenemos el siguiente mapa, el cual es estudiado en detalle en el anexo B.

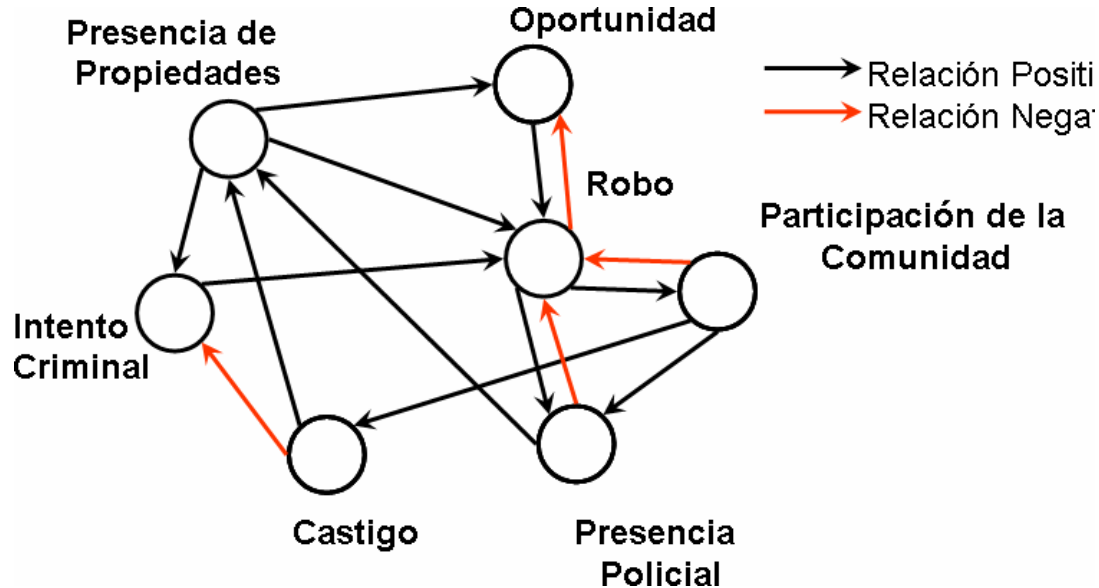


Figura 3.17: Modelo del crimen en una comunidad

Podríamos definir la relación entre la Presencia de Propiedades → Robo bajo las siguientes reglas:

- Si la presencia policial es alta (>0.5) entonces la relación es baja (0.25)
- Si la presencia policial es baja (<0.5) entonces la relación es alta (0.75)

Definiendo de esta forma que la influencia causal entre la presencia de propiedades y el robo se ve influenciada por la presencia policial. Es decir, si existe bastante presencia policial esta relación se ve un poco atenuada, mientras que si la presencia policial es baja la influencia causal se ve excitada.

Al igual que esta relación, podríamos definir reglas para todas las relaciones del mapa.

3.3.2.2 Funciones de ajuste utilizando ecuaciones matemáticas

Las funciones de ajuste podrían estar conectadas de alguna forma al sistema real, tal como se presenta en el siguiente ejemplo:

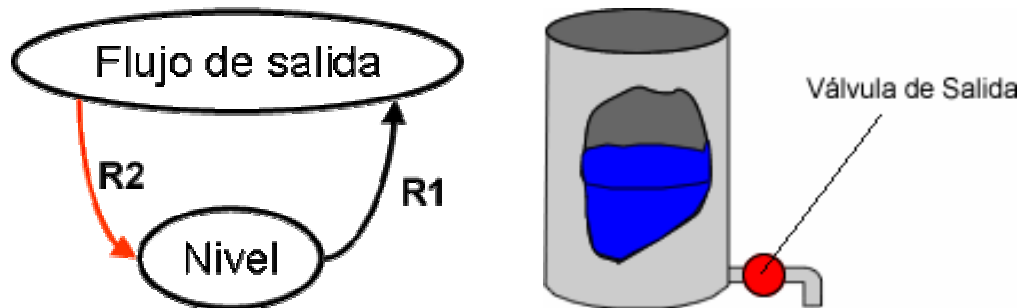


Figura 3.18: ejemplo de un MCD conectado al sistema real

La relación R1 indica como afecta el nivel del líquido al flujo de salida, esta relación depende de la posición de la válvula de salida. Por ello, la función de ajuste para esta relación debe estar conectada de una u otra forma al sistema real, y puede estar dada por la siguiente formula:

$$R1 = S\left(P_{válvula} \times \sqrt{2 \times g \times H}\right)$$

Donde $S(x)$ es una función de normalización, $P_{válvula}$ indica la posición de la válvula, g es la fuerza de la gravedad y H el nivel del líquido en el tanque, el cual esta representado en el concepto "Nivel". Tal como se puede apreciar en este mapa es conveniente utilizar una ecuación matemática para obtener el valor de la relación.

Por otra parte, dado que los valores manejados por los mapas se encuentran normalizados en los rangos $[0, 1]$ para los conceptos y $[-1, 1]$ para las relaciones, se torna necesario colocar una interfaz que manipule dichos valores tanto del lado del sistema como del lado del mapa.

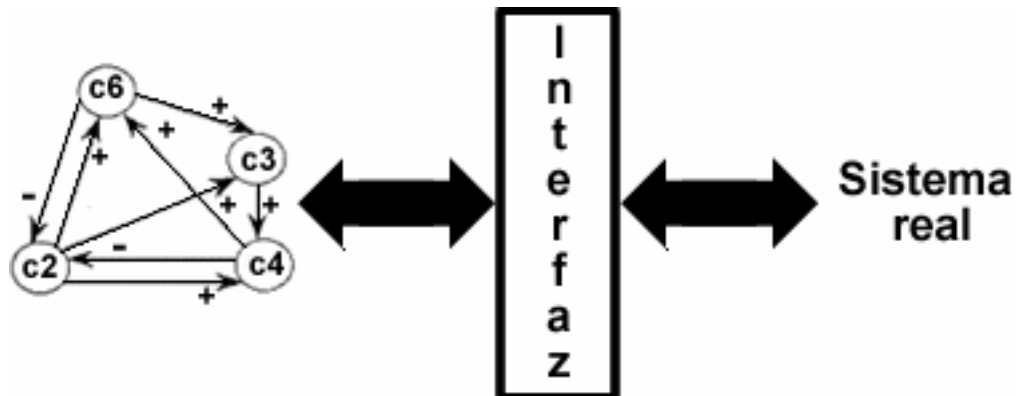


Figura 3.19: Interfaz de conexión del MCDD con el sistema real

3.3.2.3 Funciones de ajuste dadas por reglas difusas

Las funciones de ajuste pueden estar dadas por un conjunto de reglas difusas, enmarcando los conceptos y los posibles valores de las relaciones entre ellos en conjuntos difusos, para luego establecer reglas difusas y así obtener el valor de las relaciones [1]. Por ejemplo, definiendo como afecta la lluvia a las cosechas, donde los siguientes conjuntos difusos describen los niveles de lluvia y los valores posibles de la relación:

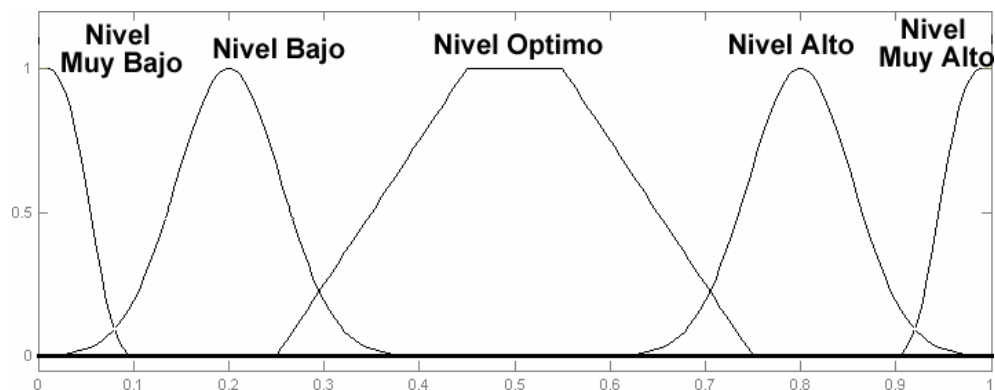


Figura 3.20: Funciones de Pertenencia para el nivel de llluvias

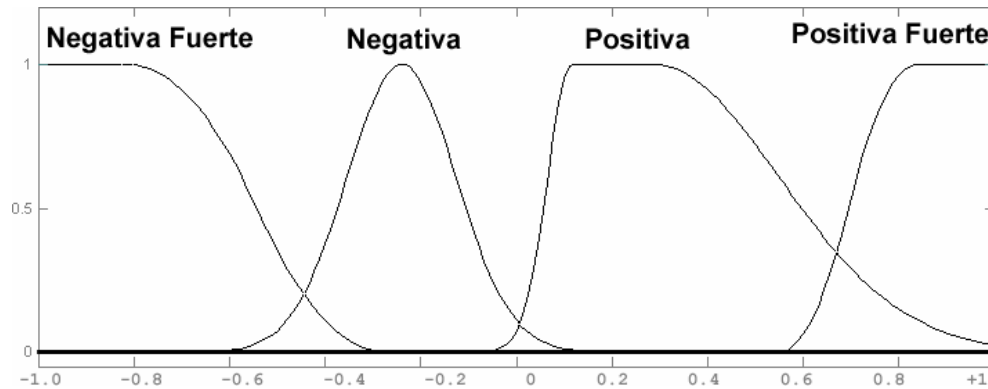


Figura 3.21: Funciones de Pertenencia para la relación causal entre los conceptos nivel de lluvia y calidad del cultivo.

El sistema de reglas difusas para esa relación causal será:

- Si el nivel de lluvias es Muy bajo o Muy alto entonces la relación es Negativa fuerte
- Si el nivel de lluvias es alto o bajo entonces la relación es Positiva
- Si el nivel de lluvias es óptimo entonces la relación es Positiva fuerte.

Estas reglas definen que cuando existe muy poca lluvia las cosechas se ven afectadas por la sequía, al igual que cuando las lluvias son muy fuertes la cosecha se daña, esto se representa por la primera regla la cual indica que bajo esta situación la lluvia es perjudicial para las cosechas. La segunda regla establece que para lluvias no muy fuertes ni muy escasas, las cosechas se ven afectadas positivamente en un grado moderado. Finalmente, si las lluvias mantienen un nivel óptimo las cosechas se ven muy beneficiadas, lo cual es representado por la tercera regla.

Tal como podemos apreciar en este ejemplo, una función de ajuste en un MCDD puede provocar que una relación causal cambie de signo durante el proceso de ejecución del mapa, o incluso puede provocar que algunas relaciones

desaparezcan.

3.3.2.4 Algoritmo para la ejecución de un MCDD

El diseño de un MCDD es muy similar al de los MCD mostrados en los puntos 3.2.1 y 3.2.2, con la diferencia es que cuando se establecen las relaciones causales entre los distintos conceptos del mapa también se deben establecer las funciones de ajuste para cada una de las relaciones, lo cual puede ser un trabajo dificultoso si el mapa es muy grande y posee muchas relaciones.

Una vez que el mapa ha sido diseñado y sus funciones de ajuste especificadas, el algoritmo de ejecución sería:

1. Obtener estados Iniciales $C_0 = [c_0, c_1, \dots, c_n]$

2. Mientras el sistema no converja

a. Obtener los valores de las relaciones causales mediante

$w_{i,j} = df_{i,j}(C^{t-1})$, donde $df_{i,j}$ es la función de ajuste para la relación

$w_{i,j}$

b. Obtener los estados actuales mediante $c_j^t = \sum_{i=0}^n (w_{i,j} \cdot c_i^{t-1})$



**Capítulo 4: Desarrollo de la herramienta FCM Designer
para el diseño y ejecución de Mapas Cognitivos, MCD
y MCDD.**

www.bdigital.ula.ve

4.1 Requerimientos:

Se requiere de una herramienta computacional que permita diseñar y ejecutar MCD y MCDD de una forma gráfica y sencilla, en el caso de los MCDD la ejecución se debe poder realizar bajo distintas funciones de ajuste desarrolladas por el usuario. Una vez ejecutado el mapa se debe poder visualizar cualquiera de sus iteraciones con la finalidad de analizar los mapas en todos sus estados.

4.2 Diseño:

Para la realización de la aplicación se divide el diseño en 4 partes:

- Un área de trabajo que contiene y dibuja un Mapa
- Un hilo de ejecución de los Mapas
- Una Barra de Menú para acceder a las opciones generales del sistema
- Un panel de control para acceder a las opciones de dibujo visualización y ejecución del mapa.

4.2.1 Área de Trabajo

Para la representación del mapa en el sistema se utiliza una clase denominada Map, cuyos atributos principales son un conjunto de conceptos y un conjunto de relaciones, su estructura de datos interna se puede apreciar en la figura 4.1. Tal como se muestra en esta figura, cada relación contiene una referencia a su concepto antecedente y consecuente, esto se realiza con la finalidad de evitar la existencia de una matriz de adyacencia, dado que el recorrido de la matriz de adyacencia tiene un tiempo de ejecución de $O(n \times n)$ donde n es el número de conceptos. En esta representación, el tiempo de ejecución es de $O(m)$ donde m es el número de relaciones, llevando así el tiempo de ejecución de un orden

cuadrático a un orden lineal.

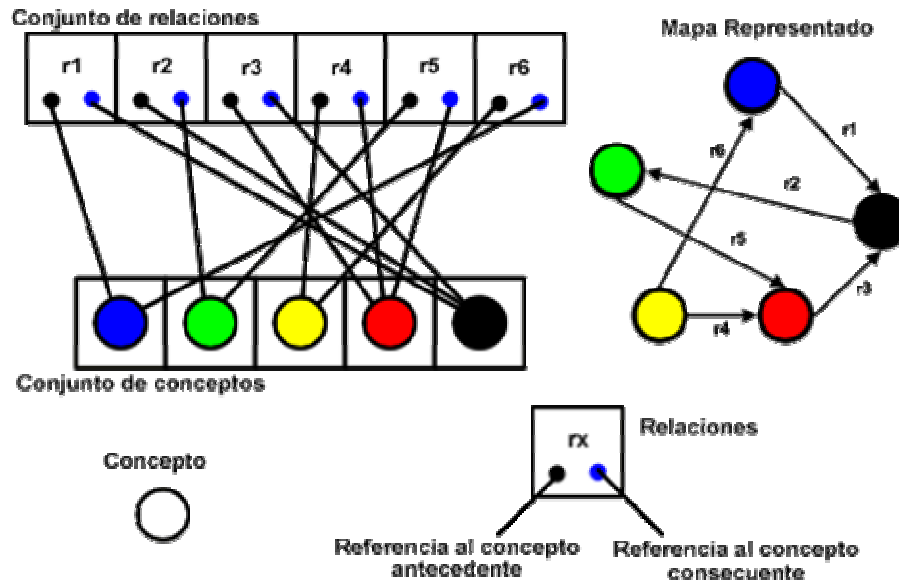


Figura 4.1: Estructura de datos de la clase Map

Para la visualización del mapa se utiliza un lienzo de fondo blanco, donde los conceptos están representados por círculos acompañados por su nombre. Internamente cada concepto contiene:

- Un Valor inicial
- Un Nombre
- Un Conjunto de valores que representan su valor en cada iteración durante la ejecución
- Un comentario explicativo del concepto

Cada relación esta representada sobre el área de trabajo por una flecha que une sus conceptos Antecedentes y Consecuente. Internamente, cada relación contiene:

- Un Valor o peso
- Una referencia a su concepto Antecedente
- Una referencia a su concepto Consecuente

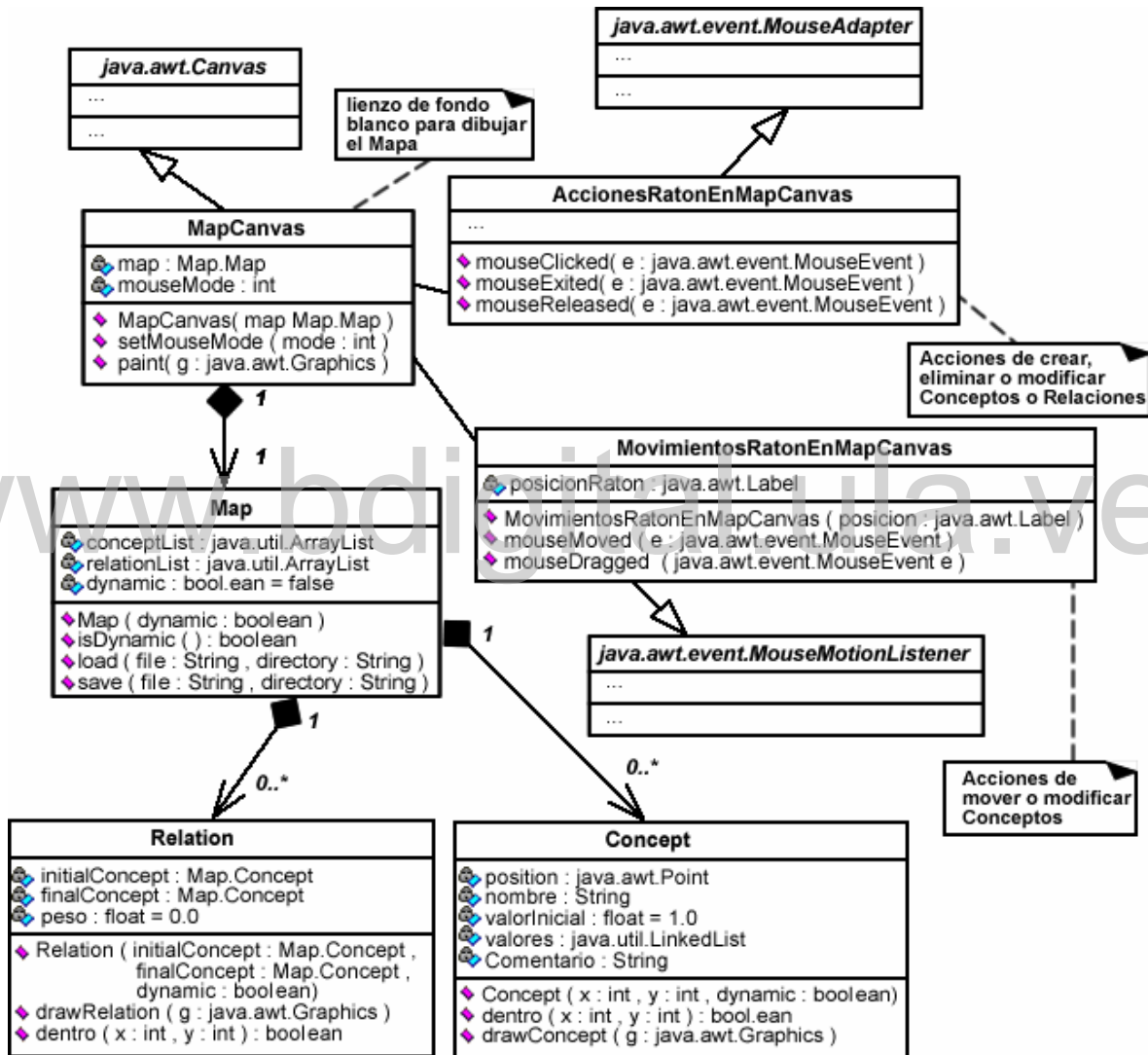


Figura 4.2: Diagrama UML para la clase MapCanvas

Las clases utilizadas para el desarrollo del área de trabajo y del mapa que este contiene se muestran en la figura 4.2, en dicho diagrama se observan las clases:

- MapCanvas: la cual es un lienzo de fondo blanco donde se dibuja el mapa. Este objeto una vez instanciado es colocado dentro de un ScrolledPanel, las dimensiones de esta área de trabajo son de 1024x1024 píxeles.
- Map: es la clase que modela el mapa en el sistema
- *MovimeintoRatonEnMapCanvas* y *AccionesRatonEnMapCanvas* los cuales son interfaces utilizadas para ejecutar las distintas acciones del ratón sobre el área de trabajo. Estas acciones pueden ser: crear, modificar, eliminar o mover conceptos o relaciones en dicha área de trabajo.

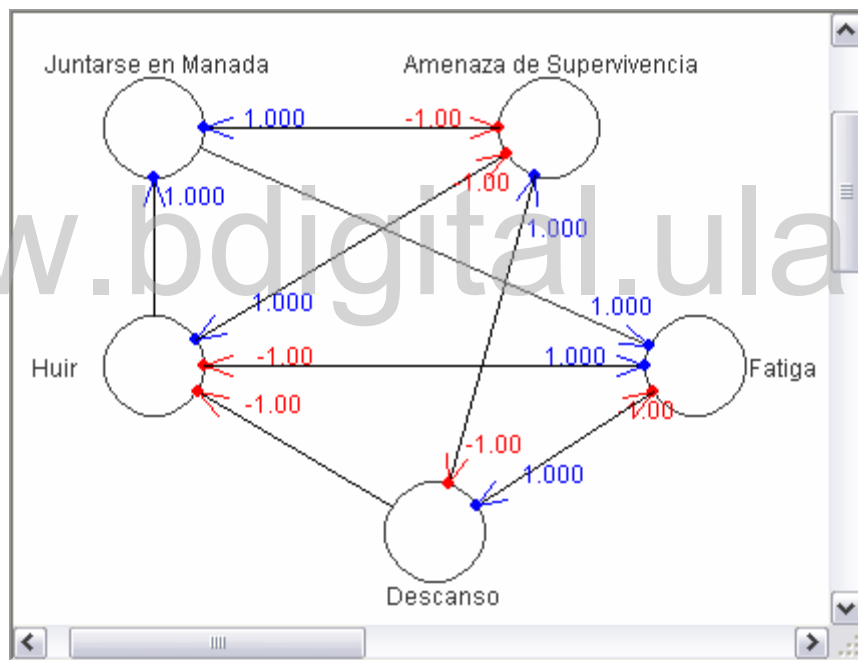


Figura 4.3: Ejemplo del área de trabajo generado por la clase MapCanvas

Para modificar los parámetros de los nodos o las relaciones, las distintas interfaces utilizadas para el manejo de las acciones del ratón generan las ventanas mostradas en la figura 4.4 para interactuar con el usuario. Estas ventanas son creadas una vez que el usuario presiona con el botón secundario sobre un concepto o una relación. Tal como se puede apreciar en la figura 4.4, para cada concepto se puede modificar su nombre, su valor inicial, la posición de

la etiqueta que contiene el nombre, y también se puede asignar un comentario explicativo del concepto. En el caso de las relaciones se puede modificar su valor y el porcentaje de aproximación de la etiqueta que contiene el valor al concepto consecuente.

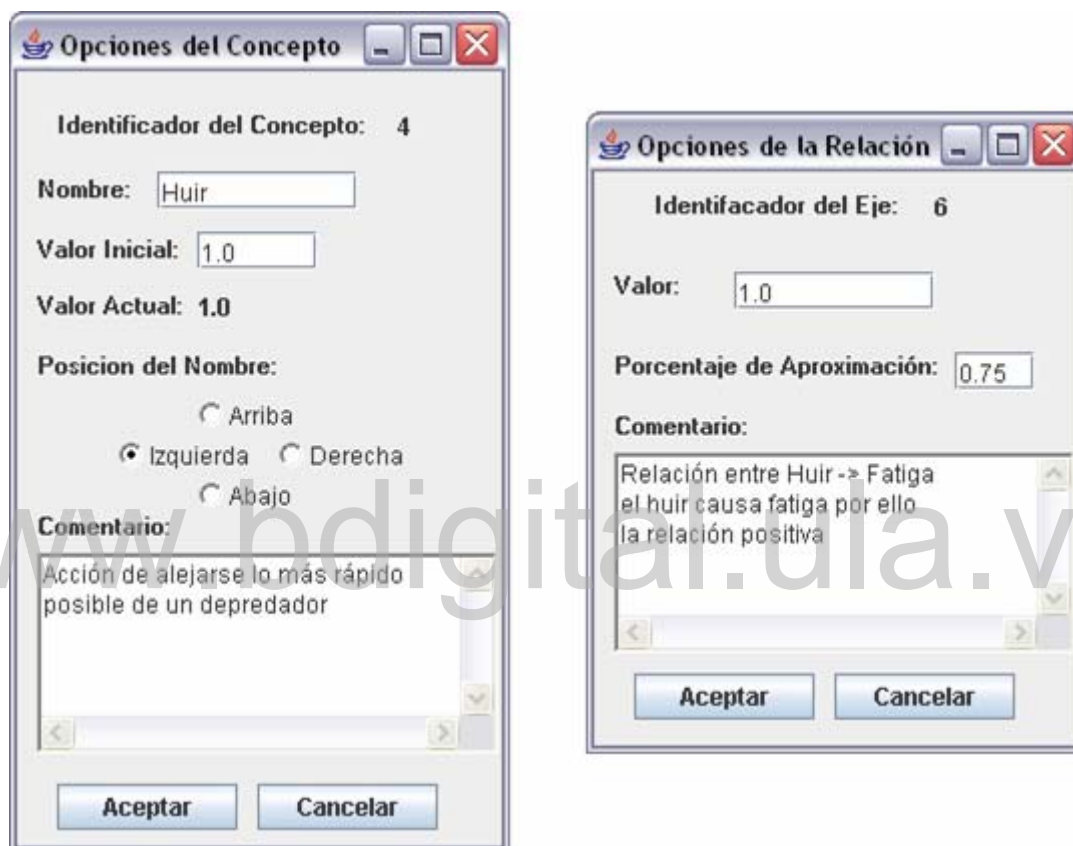


Figura 4.4: Ventanas para acceder a las opciones de los conceptos y relaciones

4.2.2 Hilo de Ejecución:

Para la ejecución del mapa se utiliza un hilo de ejecución denominado RunFCM que se encarga de realizar las distintas iteraciones del mapa según los algoritmos mostrados en el capítulo anterior, tanto para el caso de los MCD como los MCDD.

El código fuente de la ejecución en el caso de un MCD es:



```
private void runStatic(){
    int c=1;
    do{
        java.util.Iterator <Map.Relation> itE =
            this.mapCanvas.getMap().getRelationList().iterator();
        while ( itE.hasNext() ){
            Map.Relation ref = itE.next();
            ref.getFinalConcept().valorAuxiliar +=
                ref.getInitialConcept().getLastValue()*ref.getValue();
        }
        java.util.Iterator <Map.Concept> itN =
            this.mapCanvas.getMap().getConceptList().iterator();
        while ( itN.hasNext() ){
            Map.Concept ref = itN.next();
            ref.addLastValue( this.normalization( ref.valorAuxiliar ) );
            ref.setCurrentValue( ref.getLastValue() );
            ref.valorAuxiliar=0.0f;
        }
        this.mapCanvas.update( this.mapCanvas.getGraphics() );
        try{
            this.hilo.sleep(this.retardo);
        }catch ( java.lang.InterruptedExcepcion e ){
            System.out.println ( e );
        }
        this.mapCanvas.getMap().setCurrentIteration( c++ );
        this.etiqueta.setText( this.mapCanvas.getMap().getIterationLabel() );
    }while ( this.Continue( c ) );
}
```

Por defecto, la condición de parada de la ejecución del mapa está dada por un máximo de 10 iteraciones aunque el usuario puede cambiar este valor cuando lo desee, aumentando o disminuyendo el máximo de iteraciones. También existe la opción de parar la ejecución, cuando el mapa estabilice (es decir el estado actual de los conceptos posea un valor igual a los valores en un estado anterior). Estas

opciones pueden ser accedidas en el menú Ejecución mostrado mas adelante.

En el caso de los mapas dinámicos existe un objeto denominado Rules, el cual contiene las funciones de ajuste para las relaciones. Este objeto posee una única función miembro, la cual recibe una referencia a una relación y debe encargarse de ajustar la relación de acuerdo a los parámetros y reglas especificadas por el usuario. Cualquier ajuste en las reglas debe ser codificado en este objeto, el cual debe ser compilado antes de ejecutar la aplicación.

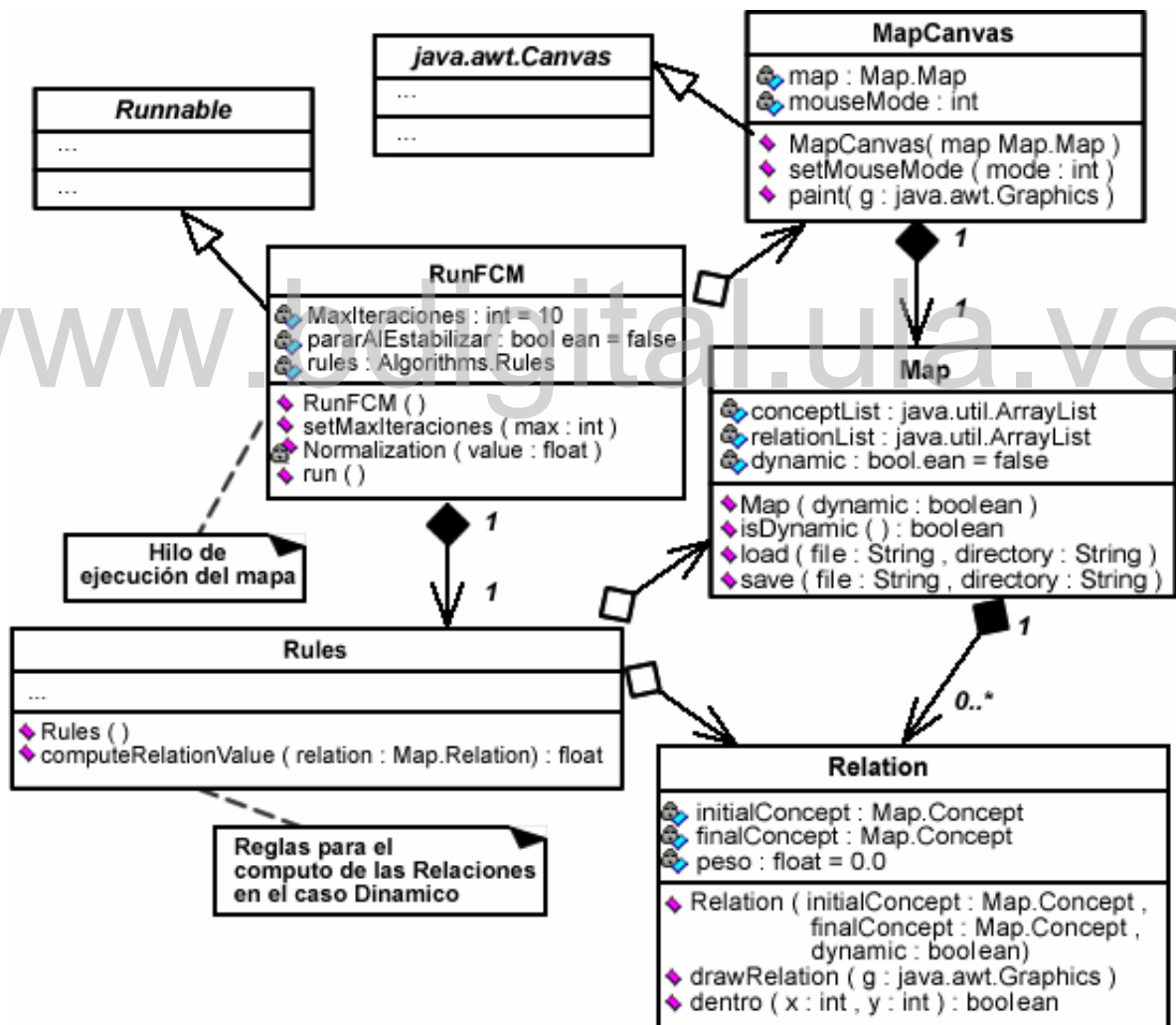


Figura 4.5: Clase RunFCM

4.2.3 Barra de Menú

Las opciones generales del sistema como son el máximo de iteraciones a ser ejecutadas, establecer como condición de parada que el mapa establezca, seleccionar el tipo de normalización o el tipo de visualización del mapa, guardar o cargar un mapa o su ejecución, estas opciones son accedidas a través de una barra de menú cuyo diagrama se observa en la figura 4.6

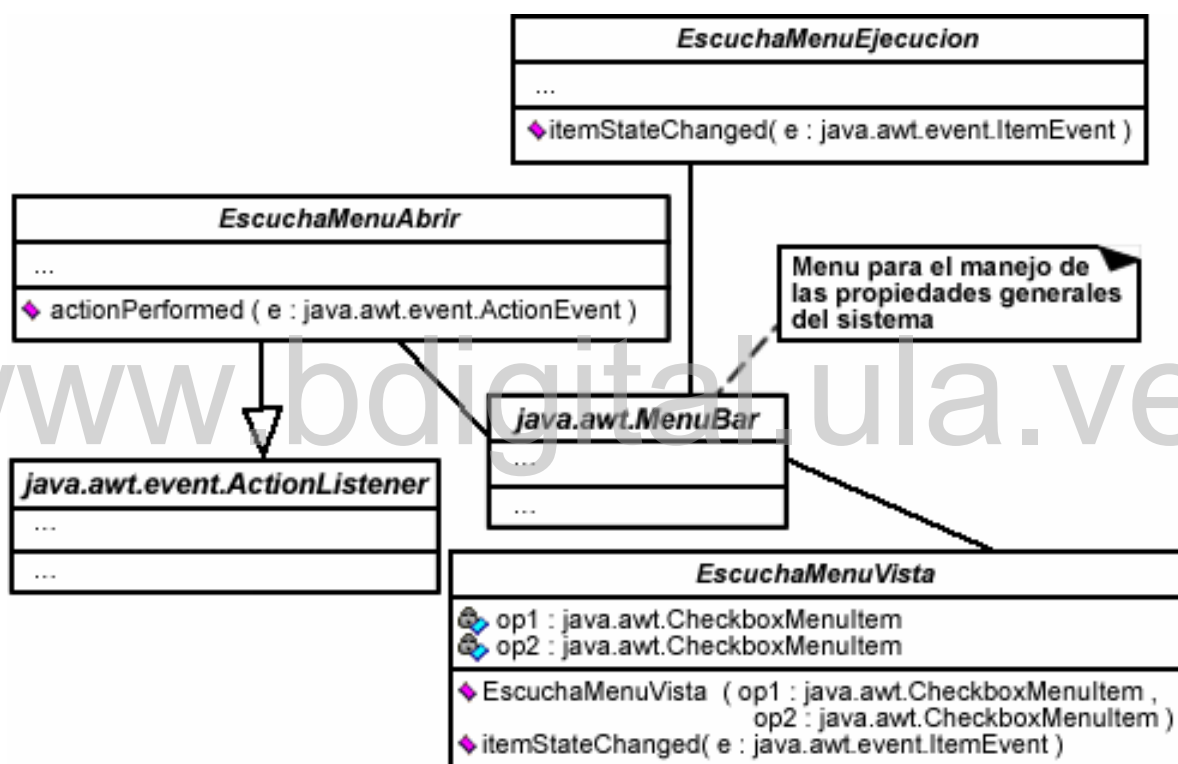


Figura 4.6: Diagrama UML para la barra de Menú

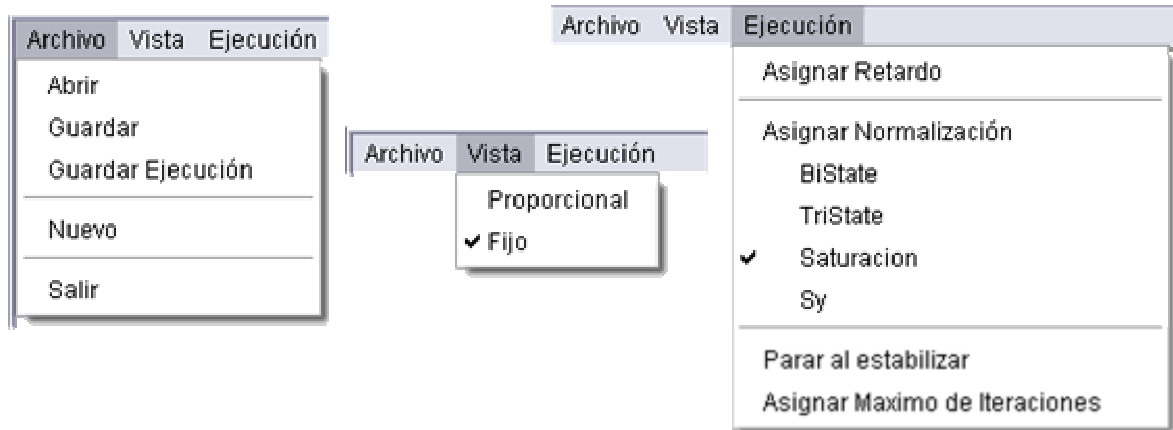


Figura 4.7: Menú generado por la aplicación

Como se puede observar en la figura 4.7, el menú Archivo ofrece las opciones “Abrir”. Esta opción cargará un mapa desde un archivo especificado y lo dibujará en el área de trabajo de la ventana actual. La opción “Guardar” permite guardar el mapa actual en algún archivo, aquí se guardarán los estados iniciales de los conceptos y las relaciones así como sus comentarios, posición en el área de trabajo y la posición de las etiquetas. La opción “Guardar Ejecución” permite guardar en un archivo las distintas iteraciones de la ejecución del mapa, ofreciendo al usuario los datos necesarios para su posterior análisis. Al acceder a cualquiera de estas opciones se abrirá una ventana que mostrara el sistema de archivos del equipo, con la finalidad de seleccionar un directorio y un nombre de archivo para guardar o cargar el mapa o su ejecución. La opción “Nuevo” limpia el área de trabajo y crea un nuevo mapa para comenzar a trabajar, y finalmente la opción “Salir” cierra la ventana actual.

El menú “vista” ofrece dos opciones para la visualización de los conceptos en el área de trabajo. La opción por defecto es “Fijo”, lo cual indica que todos los conceptos se dibujaran en el área de trabajo con un tamaño de 8 píxeles de radio. La opción “Proporcional” dibujara los nodos de forma proporcional a su valor, con radios que van de 5 píxeles para conceptos de valor 0 (cero) a 25 píxeles para conceptos de valor 1 (uno). El menú ejecución ofrece distintos tipos de

normalización durante la ejecución del mapa, como lo son las ecuaciones:

Para saturaciones:

$$S(x) = \begin{cases} 0 & , x < 0 \\ x & , 0 \leq x \leq 1 \\ 1 & , x > 1 \end{cases} \quad (4.1)$$

En el caso no lineal:

$$S(x) = \frac{1}{1 + e^{-9(x-0.5)}} \quad (4.2)$$

Para dos estados:

$$S(x) = \begin{cases} 0, & x < 0.5 \\ 1, & x \geq 0.5 \end{cases} \quad (4.3)$$

Para tres estados:

$$S(x) = \begin{cases} 0 & , x \leq 1/3 \\ 0.5 & , 1/3 < x \leq 2/3 \\ 1 & , x > 2/3 \end{cases} \quad (4.4)$$

El sistema también permite agregar un retardo en tiempo entre cada iteración del mapa durante su ejecución, con la opción “Asignar Retardo”. Este retardo está expresado en milisegundos y tiene un valor por defecto de 0. Esta opción permite ir visualizando cada iteración del mapa durante su ejecución, permitiendo que el usuario disponga de un lapso de tiempo entre iteraciones para analizar el mapa. Con la opción “Asignar Máximo de Iteraciones” el sistema permite modificar el máximo de iteraciones permitidas antes de finalizar la ejecución del mapa. Las

ventanas para modificar estas opciones son mostradas en la figura 4.8.

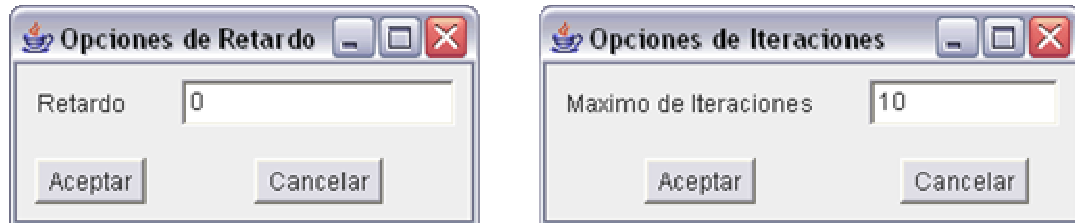


Figura 4.8: Ventanas para las opciones de máximo de iteraciones y retardo

Otra forma de parar la ejecución del mapa es utilizando la opción “Para al Estabilizar”, donde si el mapa en su iteración actual posee el mismo vector de estados que en alguna de sus iteraciones pasadas, el sistema para e indica por la consola que iteración es igual a cual.

4.2.4 Panel de Controles

El panel de controles posee los distintos controles necesarios para diseñar ejecutar y visualizar el mapa. Las figuras 4.9 y 4.10 muestran los componentes del panel como lo son sus distintas interfaces para el manejo de acciones. Este panel se puede dividir en tres regiones, una región superior de diseño de mapas, una región intermedia de ejecución y una región inferior de visualización.

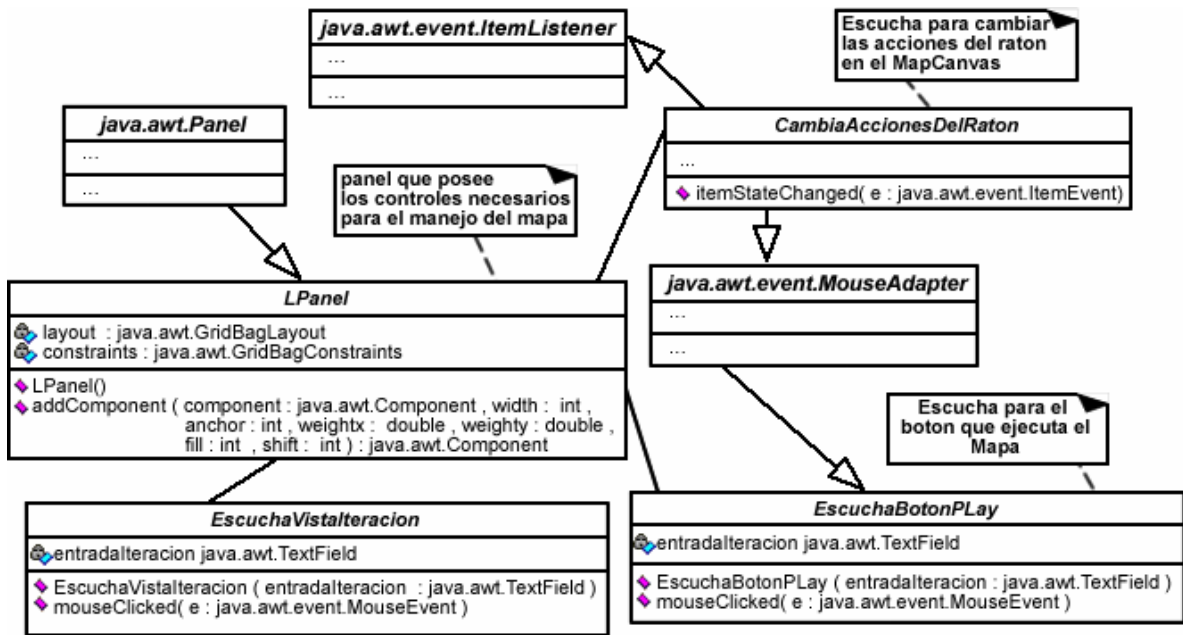


Figura 4.9: Diagrama UML para la clase LPanel

www.bdigital.ula.ve

X: 137 Y: 424

Acciones del Ratón

- Crear Conceptos
- Crear Relaciones
- Seleccionar Conceptos
- Seleccionar Relaciones
- Eliminar Conceptos
- Eliminar Relaciones

Ejecución:

Visualizar:

Iteracion 0001 / 0001

Figura 4.10: Panel generado por la clase LPanel

La región superior del panel tiene asociado la interfaz para el manejo de acciones llamado `CambiaAccionesDelRaton` y esta compuesta por 6 opciones las cuales indican que tipo de acción esta asignada en el ratón, estas acciones son:

- **Crear Conceptos:** permite agregar conceptos al mapa pulsando con el botón primario del ratón sobre el área de trabajo. Los conceptos se crean por defecto con el nombre "node x", donde x representa el numero de conceptos en el mapa. Al pulsar con el botón secundario sobre algún concepto se podrá acceder a la ventana que permite modificar los distintos valores del concepto como son su nombre y valor inicial.
- **Crear Relaciones:** permite establecer relaciones entre dos conceptos, se debe pulsar con el ratón sobre el concepto antecedente y luego se debe pulsar sobre el concepto consecuente para establecer la relación.
- **Seleccionar Conceptos:** con esta opción se puede mover un concepto en el área de trabajo arrastrándolo con el ratón, también se puede modificar los valores del concepto utilizando el botón secundario, la cual abre la ventana para modificar las opciones del concepto mostrada en la figura 4.4
- **Seleccionar Relaciones:** esta opción permite cambiar el valor de la relación y su posición pulsando sobre esta con el ratón, la cual abre la ventana para modificar las opciones de la relación mostrada en la figura 4.4
- **Eliminar Conceptos:** permite activar la acción al ratón, para que, cuando se pulsa sobre algún concepto lo elimine del mapa junto con todas las relaciones asociadas a dicho concepto a eliminar.
- **Eliminar Relaciones:** permite eliminar relaciones pulsando sobre la etiqueta de la relación.

Al acceder a cualquiera de estas acciones la interfaz para el manejo de acciones

llamada `CambiaAccionesDelRaton` mostrado en la figura 4.9 cambia la variable `mouseMode` del objeto `MapCanvas` mostrado en la figura 4.2. Luego al pulsar o arrastrar el ratón sobre el área de trabajo las interfaces `MovimientoRatonEnMapCanvas` y `AccionesRatonEnMapCanvas` mostrados en la figura 4.2 determinan que tipo de acción esta asignada al ratón y efectúan la acción correspondiente.

La región intermedia del panel, la cual denominamos de ejecución, tiene asociado la interfaz de manejo de acciones llamada `EscuhaBotonPlay` y posee un solo botón etiquetado como “Play”. Al presionar dicho botón se ejecuta el hilo de ejecución llamado `RunFCM`, el cual fue explicado en la sección 4.2.2. Mientras el mapa se encuentra en estado de ejecución el botón se mostrara inactivo y con la etiqueta “Wait”, lo cual indicará al usuario que no podrá realizar ninguna acción mientras el mapa se encuentre en este estado.

La región Inferior del Panel tiene asociada la interfaz de manejo de acciones llamada `Vistalteracion` mostrado en la figura 4.9. En esta región se encuentra una etiqueta “Iteración: x/y” lo cual indica que se esta visualizando la iteración x de y posibles. Para visualizar una iteración dada en el mapa se pueden utilizar los botones etiquetados como “<<” o “>>” mostrados en la figura 4.10, los cuales indican mostrar la iteración anterior o siguiente correspondientemente. Otra forma de visualizar el estado de alguna iteración del mapa es escribir el número de la iteración en el cuadro de texto y luego presionar el botón etiquetado como “ver”, lo cual mostrará la iteración ingresada por el usuario.

4.2.5 Ventana Principal de la aplicación

La ventana principal contiene todos los elementos del sistema, para ello se divide la ventana en tres partes, en la parte superior se observa la barra de menú, en la parte izquierda los controles y en la parte central al área de trabajo. Esta estructuración es típicamente utilizada en muchos sistemas computacionales

donde se colocan los comandos comunes a la izquierda, los comandos generales en la parte superior, y el área de trabajo en el centro. Todos los elementos que componen la ventana principal denominada MapWindows pueden ser visualizados en la figura 4.11, donde se puede apreciar que la ventana posee todos los elementos mostrados anteriormente, como lo son: la barra de menú, el área de trabajo, el panel de controles y el hilo de ejecución del mapa.

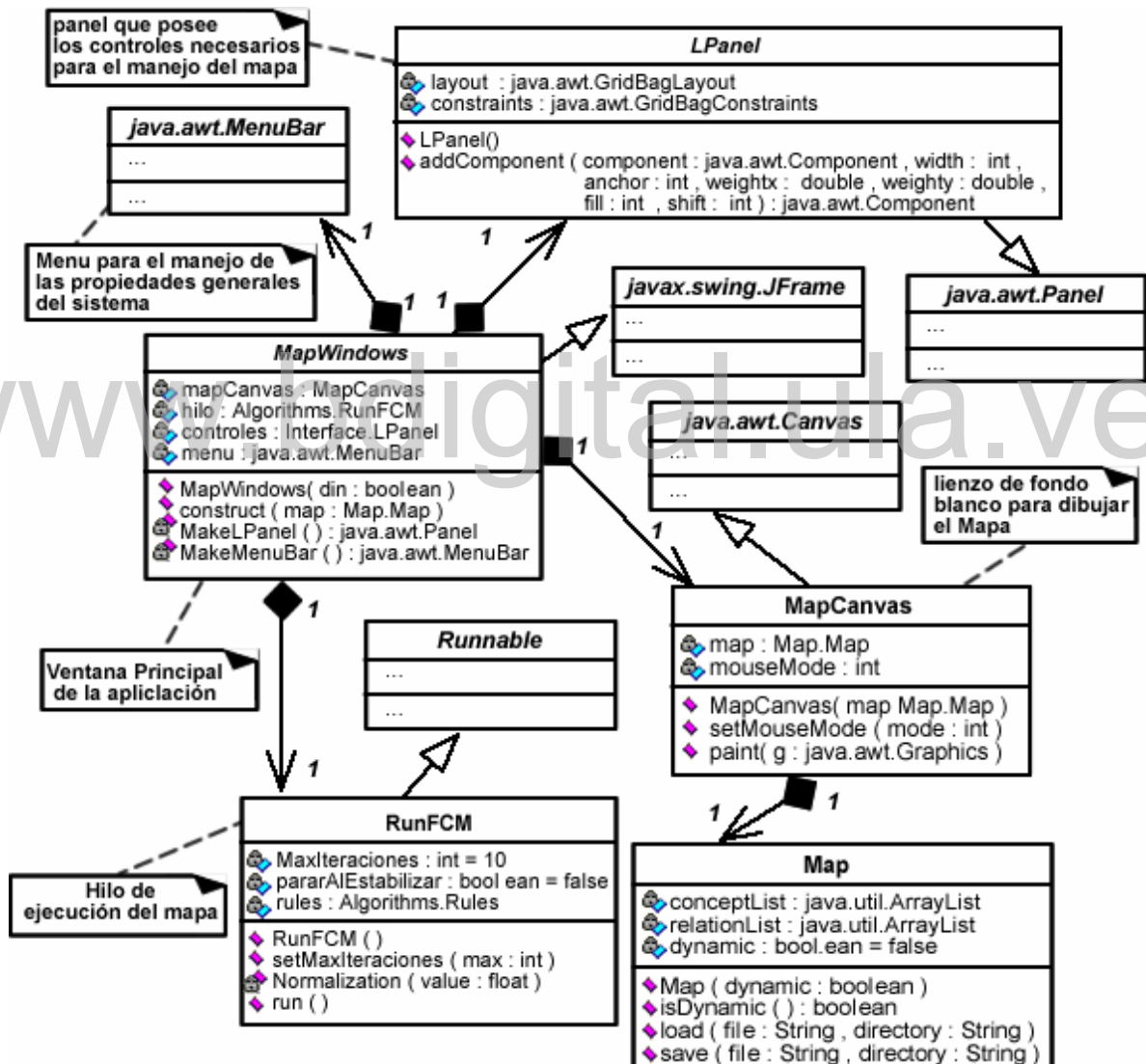


Figura 4.11: diagrama UML para la clase MapWindow

La ventana generada por la clase MapWindows es mostrada en la figura 4.12,

donde se puede apreciar la interfaz completa del usuario con el sistema. La figura 4.13 muestra las regiones asociadas a los distintas interfaces para el manejo de las acciones tomadas por el usuario en el sistema, todas estas interfaces fueron codificados como objetos internos de la clase MapWindows, ya que estos no tienen sentido de existencia fuera de dicha clase. Como algunas de estas interfaces modifican parámetros de distintos componentes dentro de la clase MapWindows, este fue el lugar indicado para codificarlos.

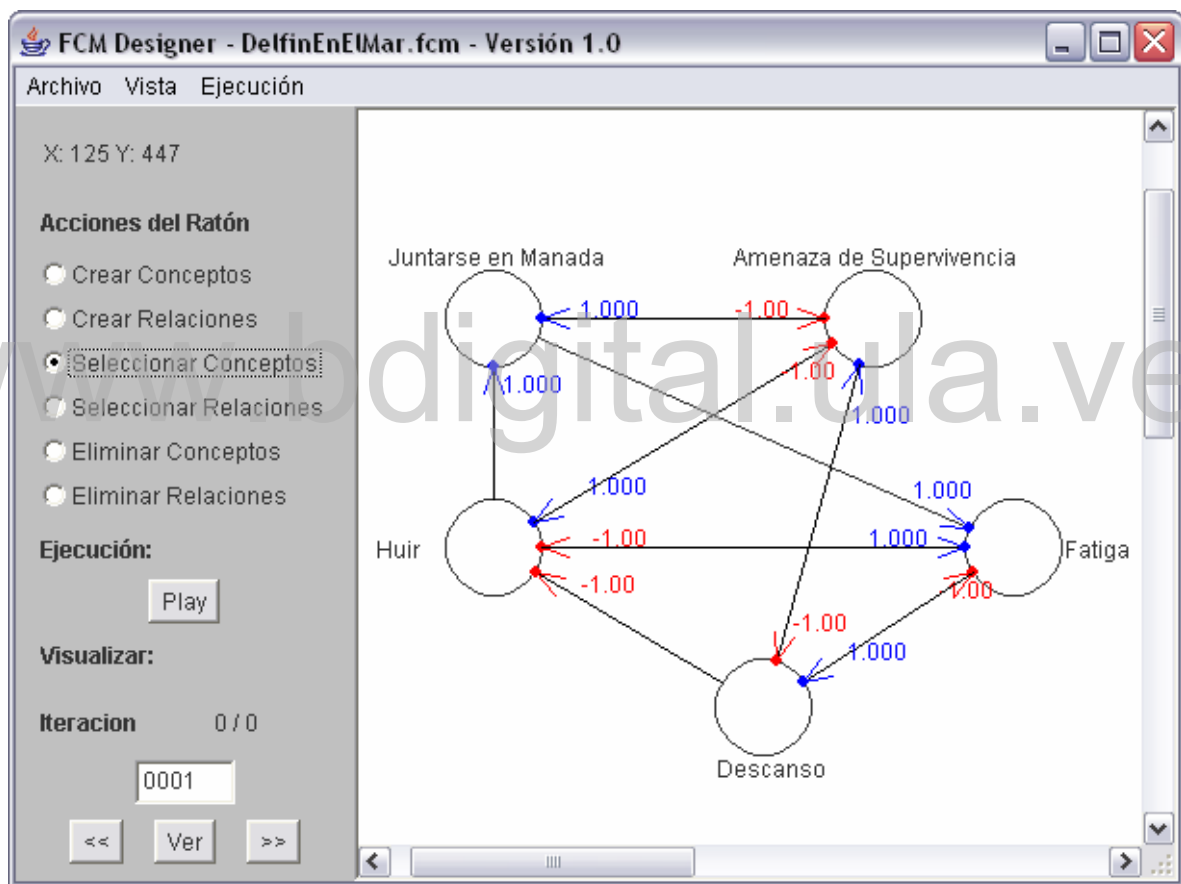


Figura 4.12: Ventana principal de la aplicación

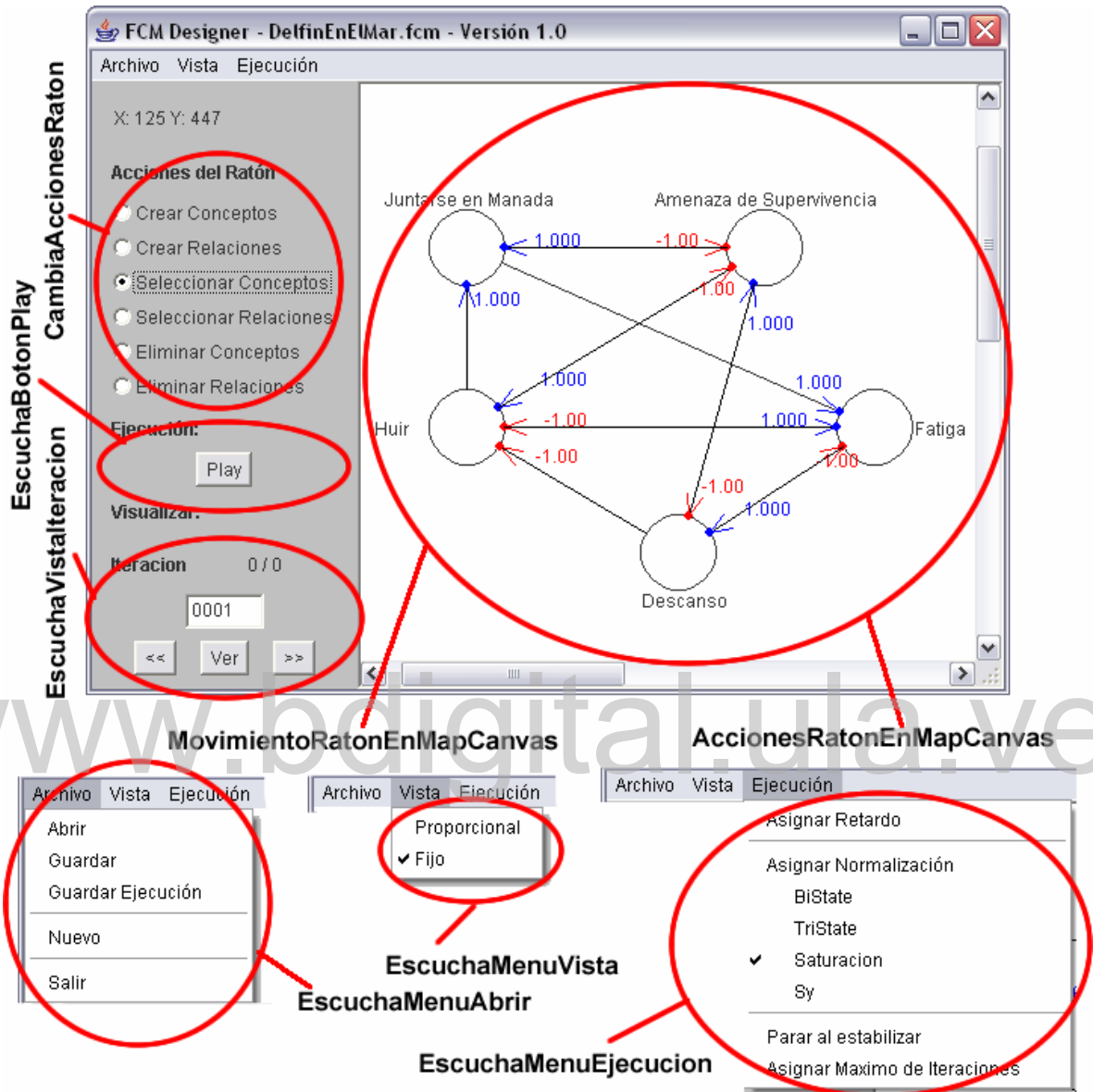


Figura 4.13: Localización de las distintas interfaces para el manejo de acciones de la aplicación

4.3 Organización del Código fuente

Durante la etapa de codificación se procede a colocar las distintas clases en diferentes paquetes según el rol por ellas desempeñadas la estructuración en paquetes de las distintas clases se pueden observar en la figura 4.14

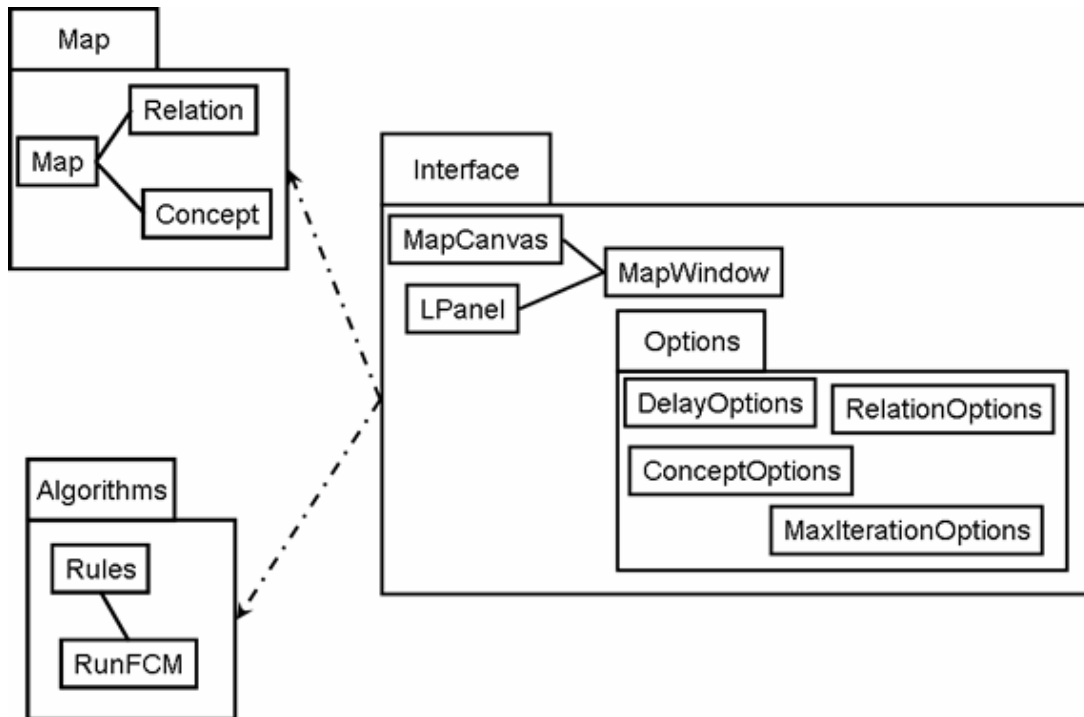


Figura 4.14: Organización de los objetos en paquetes

Se pueden apreciar tres paquetes principales, los cuales son el paquete Map que contiene todos los objetos que modelan el mapa en el sistema, el paquete Algorithms que contiene todas las clases utilizadas para la ejecución de los mapas, el paquete Interface que contiene todas las clases utilizadas para la creación de las ventanas para la iteración con el usuario. Las ventanas secundarias utilizadas para cambiar las distintas opciones del sistema, se colocaron en un sub-paquete del paquete interface denominado Options



Capítulo 5: Casos de Estudio

www.bdigital.ula.ve

5.1 Uso de los MCDD Como Supervisores

5.1.1 Sistema de agentes de Automatización Industrial

El sistema de automatización distribuido inteligente basado en agentes (SADIA) [22], está compuesto por diferentes niveles de abstracción (figura 5.1). Cada uno es representado por sistemas multiagentes (SMA's) que, en el nivel más alto modelan los elementos componentes del proceso productivo, y en los niveles inferiores modelan la arquitectura de las aplicaciones que dan apoyo a dicho proceso, tales como control de procesos, supervisión o manejo de fallas.

Así, en un primer nivel se modelan los objetos de negocios como agentes, esto es, el proceso productivo es visto como un SMA, donde las diversas unidades de producción son modeladas como agentes. Los agentes de este nivel negocian entre sí para llegar a acuerdos que permitan cumplir con las metas de producción establecidas, dichos acuerdos representan la lógica del negocio que rige el proceso productivo.

En un segundo nivel, cada agente del primer nivel es visto como un SMA compuesto por agentes que se ocupan de las actividades necesarias para cumplir con las tareas que se requieren en un proceso de automatización industrial. En este nivel se encuentran los siguientes objetos de negocio: control de procesos, ingeniería de mantenimiento (manejador de fallas), manejo de situaciones anormales, manejo de los factores de producción y planificación de la producción. Las actividades antes listadas son comunes para cada agente del primer nivel, y en consecuencia, todos los agentes de dicho nivel tendrán una arquitectura base, constituida por agentes que desempeñan cada una de dichas actividades. Sin embargo, existen actividades que son exclusivas de un objeto de negocio en particular, las cuales son modeladas por medio de agentes especializados, que complementan la arquitectura base de cada agente del primer nivel.

Primer Nivel de Abstracción

Objeto de Negocio 1 ... *Objeto de Negocio n*

Segundo Nivel de Abstracción

<i>Agente</i> <i>Ingeniería de Mantenimiento</i>	<i>Agente</i> <i>Control de Procesos</i>	<i>Agente</i> <i>Manejo de Factores de Producción</i>
<i>Agente</i> <i>Manejo de Situaciones Anormales</i>		<i>Agente</i> <i>Planificación de Producción</i>

Tercer Nivel de Abstracción *(Depende del marco de referencia a adoptar)*

Agente 1 ... *Agente n*

Figura 5.1: Niveles de abstracción tomada de [22]

Finalmente, ya que las actividades que desempeñan los agentes del segundo nivel son complejas, se propone un tercer nivel de abstracción en donde los agentes del segundo nivel son vistos como SMA, distribuyendo las tareas involucradas en el desarrollo de cada actividad entre diversos agentes. Como se verá más adelante, se hace uso del marco de referencia SCDIA como modelo de agentes del tercer nivel de abstracción para muchos de los agentes del segundo nivel [22].

5.1.2 Sistema de Control Distribuido Inteligente basado en Agentes SCDIA

El SCDIA es una plataforma multiagente diseñada específicamente para sistemas de control de proceso en lazo cerrado [22]. El SCDIA propone una colección de agentes que representan los elementos presentes en un lazo de control de procesos, con la intención de establecer un mecanismo genérico para el manejo de las actividades relacionadas con control de procesos. Así, se encuentran los

siguientes agentes:

Agente de medición: recolecta la información necesaria para conocer el estado del proceso.

Agente controlador: toma acciones basado en la observación del estado del sistema

Agente coordinador: flexibiliza y/o modifica las decisiones del agente controlador, y establece nuevos objetivos y servicios. Dirige los agentes presentes en su comunidad.

Agente de actuación: ejecuta las decisiones tomadas por los agentes controladores, coordinadores y/o especializados.

Agente especializado: ejecutan tareas especiales necesarias en la comunidad de control.

Como se puede observar en la figura 5.2, el SCDIA se puede dividir en dos niveles: un nivel de interacción con el ambiente, en donde se encuentran los agentes de medición y actuación; y un nivel de decisión, en donde encuentran los demás agentes de la comunidad.

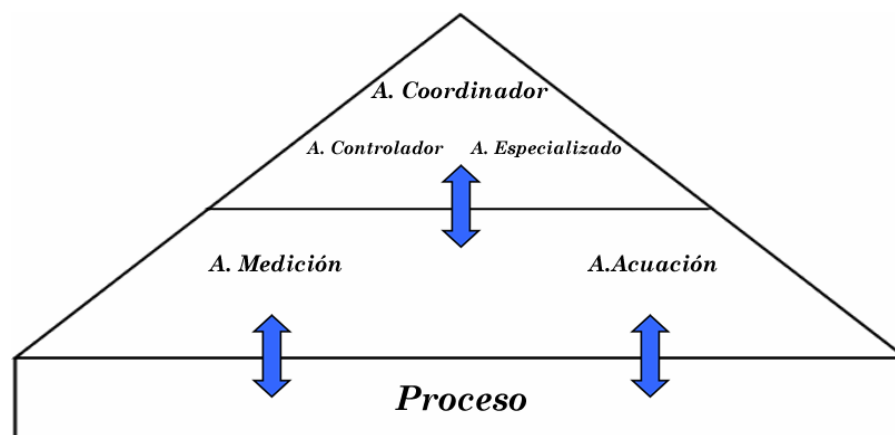


Figura 5.2: Modelo del SCDIA

5.1.3 SADIA y MCDD:

En este trabajo se estudia el comportamiento de los agentes dentro del SADIA utilizando MCDD. Una primera visión es estudiar mediante los MCDD las relaciones entre los agentes que componen el SADIA, esto nos lleva a la creación de mapas cognitivos que simulan el comportamiento de los agentes y como estos se relacionan unos con otros, tal como se discutió en la sección 2.2. Podríamos definir las relaciones causales a distintos planos de observación, considerando que en SADIA existen tres niveles de abstracción. Por ejemplo, podríamos tomar cada nivel como un plano de observación distinto, y luego otro que involucre globalmente los tres niveles.

En el primer nivel encontramos los agentes de negocios, en este nivel se pueden definir MCDD que tomen como conceptos a los agentes de negocios y se puede definir como relaciones las que existen entre cada uno de ellos. Al igual que en SADIA, este plano de observación es muy dependiente del caso de estudio.

El segundo nivel está compuesto por SMA que involucran tareas comunes de automatización, como lo son el SMA para planificación y producción, el SMA para ingeniería de mantenimiento, etc.

En un tercer nivel se define con más detalle la comunidad de agentes que componen un agente del segundo nivel en particular, esta comunidad esta compuesta por un SMA coordinador, un SMA controlador, un SMA de medición, un SMA de actuación y SMA's especializados, si el agente del segundo nivel usa un marco de referencia para su diseño al SCDIA (ver figura 5.3)

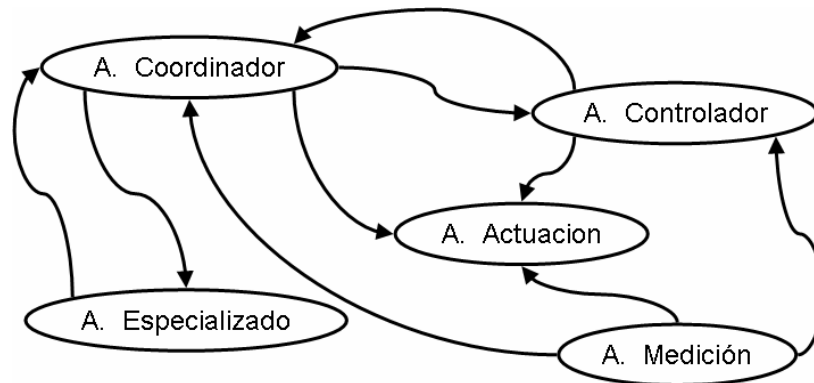


Figura 5.3: Ejemplo de un MCDD para el tercer nivel de abstracción

En particular, este caso de estudio se centrará en el nivel inferior, particularmente en el sistema manejador de fallas (SMF) desarrollado en [17], comenzando por presentar el SMF y luego se propondrá un MCDD que simule el comportamiento de los agentes dentro del SMF.

5.1.3.1 Especificación del Sistema Manejador de Fallas (SMF)

El Sistema para el Manejo de Fallas (SMF) propuesto en [17] está compuesto por dos módulos, el primero realiza tareas de Monitoreo y Análisis de la Falla, y el segundo realiza tareas de apoyo para la gestión del mantenimiento del sistema. El SMF interactúa con la Gerencia de Ingeniería para todo lo que tiene que ver con los índices de productividad del proceso, manejo de recursos, etc., y con el Proceso Controlado Tolerante a Fallas, donde se aplica el proceso de detección-diagnóstico-decisión del SMF, como se muestra en la figura 5.4

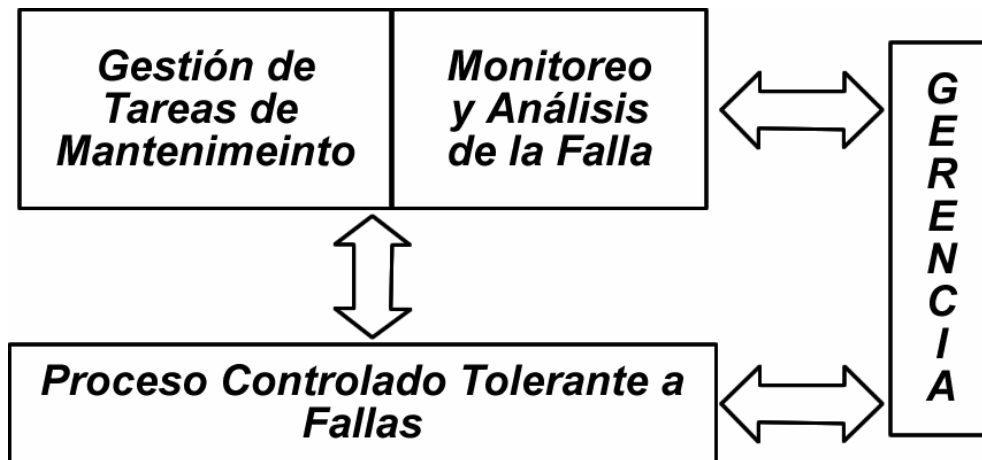


Figura 5.4: Sistema Manejador de Fallas

El Módulo de Monitoreo y Análisis de la Falla, comprende las tareas de:

Detección: identifica si el sistema se encuentra en un estado inválido. La presencia de la falla se indica a partir del comportamiento de variables significativas asociadas al buen funcionamiento del proceso; en consecuencia, sobre la base de tal comportamiento, el proceso puede estar sin falla o, en caso contrario, la presencia de la falla es clasificada como abrupta ó incipiente.

Confinamiento (o Localización): se encarga de determinar la región en donde se encuentra la parte o equipo que está en falla.

Diagnóstico: analiza el comportamiento de las variables, y a partir de dicho análisis, identifica el modo de falla del componente asociado a la falla detectada, sus posibles causas y consecuencias.

El Módulo de Apoyo a las Tareas de Mantenimiento, comprende las tareas de:

Predicción: se encarga de predecir la ocurrencia de una falla funcional, a partir de la detección de una falla incipiente. Para ello es necesario contar con modelos de predicción, los cuales pueden usar la información proveniente de las tareas de detección y de diagnóstico.

Planificación: propone un plan para la realización de tareas de mantenimiento preventivo que ayude a evitar la ocurrencia de una falla funcional. Igualmente, propone la realización de tareas de mantenimiento correctivo para que la ocurrencia de una falla abrupta tenga un efecto limitado en el sistema. Este módulo realiza el estudio de factibilidad de los recursos necesarios asociados a las tareas de mantenimiento a realizar (costos, recursos humanos, inventarios, etc.).

Ejecución del Mantenimiento: se encarga de ejecutar las tareas de mantenimiento correctivo o preventivo propuestas en el plan de mantenimiento.

5.1.3.2 Modelo Basado en Sistemas Multiagentes

El SMF es un subsistema del nivel de supervisión del sistema. Para efectos de diseño, el SMF, como sistema multiagente, debe considerar los siguientes aspectos:

- Intercambio de información con los diferentes niveles del sistema.
- Análisis y monitoreo de variables de los niveles mas bajos del sistema.
- Incorporación de mecanismos para la detección, localización, y posible corrección, de la ocurrencia de una falla.
- Incorporación de mecanismos de razonamiento para la detección, diagnóstico, predicción, prevención y corrección de fallas.
- Soporte el acceso a múltiples nodos, para la localización de los datos del sistema.

En consecuencia, el SMF funciona como un sistema donde sus módulos interactúan de forma cooperativa, de manera de alcanzar el objetivo del proceso.

5.1.3.2.1 *Modelo de Agentes*

El SMF provee las siguientes funcionalidades: monitorear, detectar, localizar, analizar, predecir la ocurrencia de una falla, y corregir la falla en el sistema de control tolerante a fallas. Estas funciones representan los roles de los actores definidos anteriormente. Todos estos actores pueden permanecer como agentes en este sistema, aunque algunos actores fueron divididos en varios agentes, lo que hace que no exista una correspondencia directa uno a uno, entre los actores y los agentes. Así pues, se definen ocho agentes, a los cuales hemos denominado:

- Agente Especializado Detector
- Agente Especializado Localizador
- Agente Especializado Diagnosticador
- Agente Especializado Predictor
- Agente Coordinador
- Agente Controlador
- Agente Actuador
- Agente Observador

El agente ***Esp. Detector*** es el encargado de identificar si un componente se encuentra bajo la presencia de una falla incipiente. El agente ***Esp. Localizador*** es el encargado de buscar el sitio exacto donde ocurre la falla en el sistema si está no es determinada por el agente ***Esp. Detector***. El agente ***Esp. Diagnosticador*** es el encargado de determinar el modo de falla, sus causas y sus consecuencias, y compartir esta información con el resto del sistema multiagente. El agente ***Esp. Predictor*** es el encargado de prevenir que una falla incipiente desemboque en

una falla funcional total en el sistema, y comparte esta información con el resto del sistema multiagente. El agente **Coordinador** es el encargado de recolectar la información obtenida por los agentes Detector, Localizador, Diagnosticador y Predictor de la(s) instancia(s) del sistema; basada en esta información toma la decisión sobre la realización del mantenimiento correctivo, en caso contrario efectúa la replanificación de la(s) tarea(s) de mantenimiento preventivo a realizar.

El agente **Controlador** es el encargado de proporcionar el plan de mantenimiento a realizar según la falla que esté ocurriendo en el sistema y comparte esta información con el resto del sistema multiagente. El agente **Observador** es el encargado de recolectar información del proceso e identificar si el sistema se encuentra en un estado inválido, también, observa el estado del mantenimiento y detecta las fallas abruptas en el sistema. El agente **Actuador** es el encargado de ejecutar el plan de mantenimiento en el sistema, y compartir esta información con el resto del sistema.

Este modelo de agentes está basado en el modelo de referencia SCDIA, el cual ha sido adaptado al problema de manejo de fallas, visualizando dicho problema como un problema genérico de control en lazo cerrado. En la figura 5.5, se observa que el SMF basado en agentes tiene la estructura del SCDIA, tal que los agentes especializados y el agente Coordinador se encuentra en el nivel Supervisor, y en el nivel de Proceso se encuentra los agentes Controlador, Observador y Actuador. Además, el SMF interactúa con el SCDIA de control de proceso a través de un Medio de Gestión de Servicios (MGS) [17]

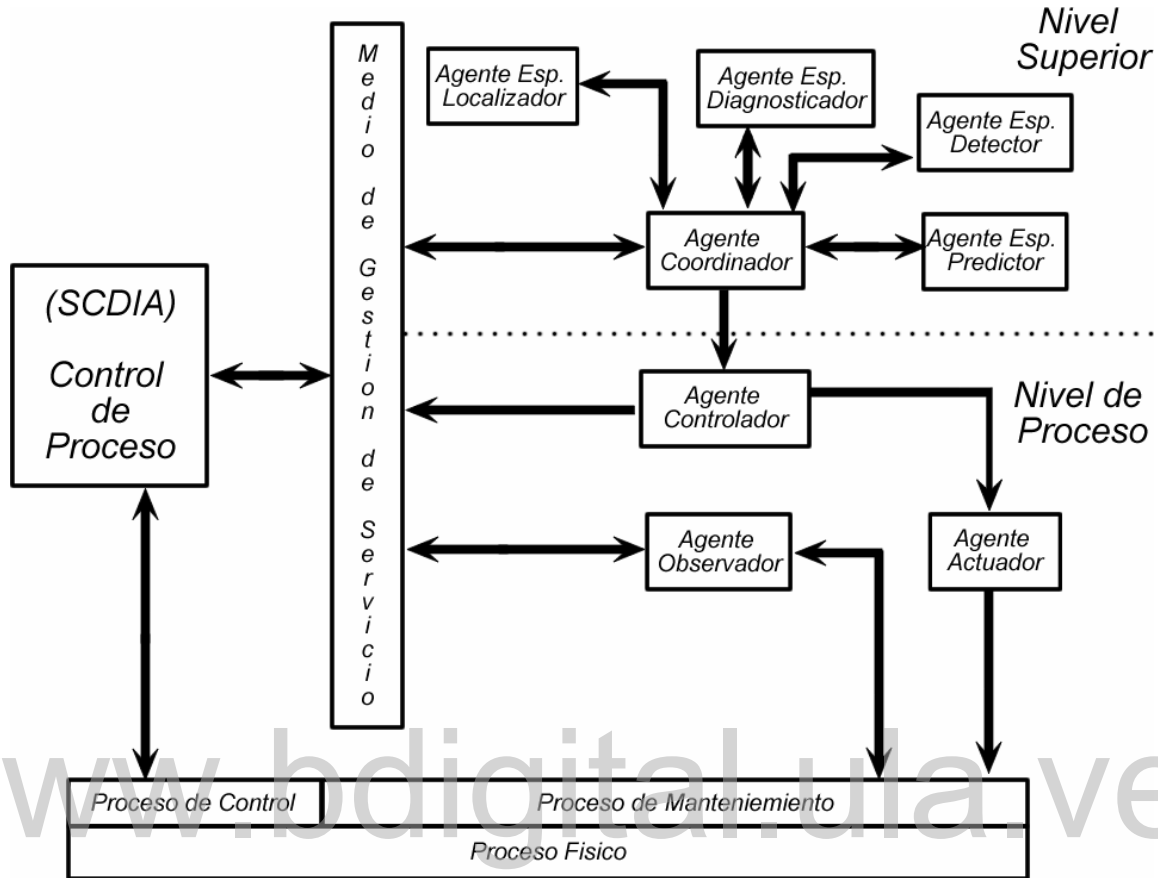


Figura 5.5: Modelo de Agentes

5.1.3.3 MCDD para el Sistema Manejador de Fallas

En este punto se propone un MCDD para establecer las relaciones entre los distintos agentes que componen el SMF, es de suponerse que cada concepto del mapa representará un agente en particular, por ello se establecen las relaciones entre agente que se utiliza para el SMF.

- 1. Agente Esp. Detector:** éste se relaciona con el agente coordinador informándole si el sistema se encuentra ante alguna falla incipiente, esta tarea es llevada a cabo monitoreando las variables importantes del sistema. Una mala detección puede causar falsas alarmas y provocar que se realicen planes de manutención falsos, esto conlleva a un mal funcionamiento del agente coordinador, una buena detección puede



especificar incluso la localización de la falla ahorrando así el trabajo del agente localizador. Las relaciones causales que afectan al agente Especializado Detector son dadas por el agente Observador, el cual indica el estado de las distintas variables, por el proceso y por el MGS.

2. **Agente Esp. Localizador:** Una vez que una falla es detectada y su detección no indica su localización, el agente Especializado Localizador se encarga de ubicar el lugar donde ocurre la falla. Indicar una ubicación falsa puede producir la realización de tareas innecesarias, al igual que una detección excelente puede facilitar el trabajo del agente coordinador. El agente especializado Localizador es afectado por los agentes Detector Coordinador y el MGS
3. **Agente Esp. Diagnosticador:** este agente se encarga de determinar el tipo de falla y se lo comunica al agente coordinador. Un mal diagnostico puede conllevar a planes de mantenimiento de baja calidad, el coordinador puede generar planes de mantenimiento erróneos si este agente no determina bien el tipo de falla. Este agente se ve afectado por el agente controlador, coordinador y el MGS
4. **Agente Esp. Predictor:** este agente esta encargado de prevenir que una falla insipiente se torne en una falla total del sistema. Se relaciona con el agente Coordinador indicándole si la falla posiblemente conlleve a un colapso total del sistema. Este agente se ve afectado por el agente Coordinador, el agente Observador, el agente diagnosticador, el MGS y el proceso.
5. **Agente Coodinador:** el agente coordinador se encarga de recolectar la información de los agentes especializados para realizar así los planes de mantenimiento necesarios. Un mal coordinador puede desperdiciar recursos e incluso llevar a un colapso total del sistema. Por otra parte, un



buen coordinador puede tratar de detectar el mal funcionamiento de alguno de los agentes especializados y tratar de solventar la situación, evitando incongruencia entre la información generada por los agentes especializados. Este agente se ve afectado por el comportamiento de los agentes especializados, por el Agente Observador y por el MGS.

- **Agente Controlador:** el agente controlador se encarga de establecer el plan de mantenimiento preventivo a ser realizado. Este agente se relaciona con el agente actuador el cual ejecuta el plan de mantenimiento y se ve afectado por el agente Coordinador, el agente observador y el MGS.
- 6. **Agente Actuador:** este agente se encarga de ejecutar el plan de mantenimiento y se relaciona con el proceso. Este agente se ve afectado por el agente Controlador, por el observador y por el proceso.
- 7. **Agente Observador:** este agente se encarga de observar el sistema y monitorear la ejecución de los planes de mantenimiento, por ello es afectado por el agente actuador y por el proceso.
- 8. **Medio de Gestión de Servicios (MGS):** la información que posee este concepto en el mapa es obtenida por el agente Observador, el cual es el único que lo afecta.
- 9. **Proceso:** Este concepto establece que tan buenas es la comunicación de los agentes con el proceso y es afectado por el actuador

El mapa Cognitivo resultante establece las relaciones mostradas en la figura 5.6. Las relaciones serán establecidas usando una función de ajuste basada en reglas.

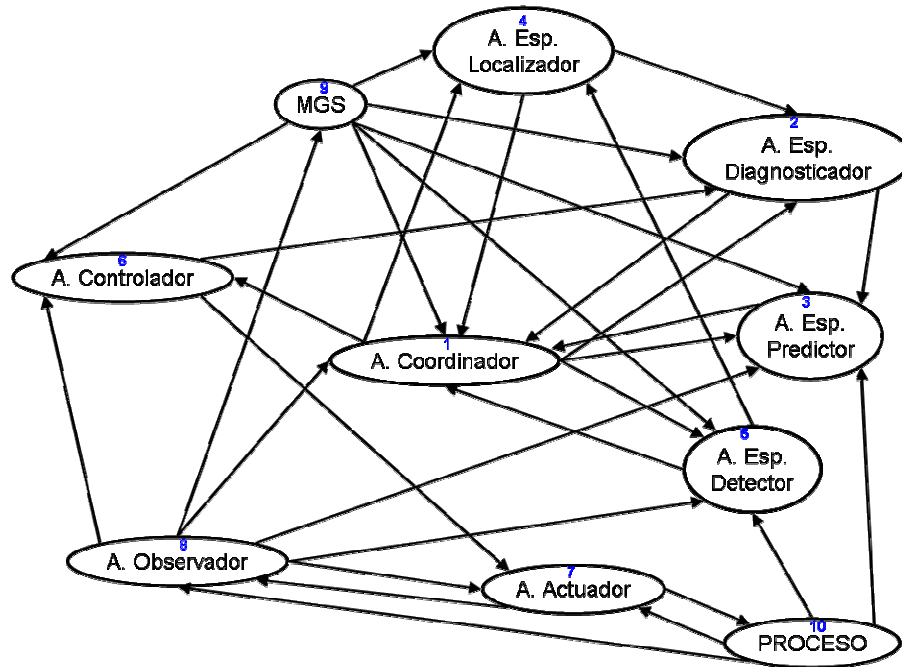


Figura 5.6: MCDD para el SMF

	A. Coordinador	E. Esp. Diagnosticador	A. Esp. Predictor	A. Esp. Localizador	A. Esp. Detector	A. Controlador	A. Actuador	A. Observador	MGS	Proceso
A. Coordinador	-	X	X	X	X	X	-	-	-	-
E. Esp. Diagnosticador	X	-	X	-	-	-	-	-	-	-
A. Esp. Predictor	X	-	-	-	-	-	-	-	-	-
A. Esp. Localizador	X	X	-	-	-	-	-	-	-	-
A. Esp. Detector	X	-	-	X	-	-	-	-	-	-
A. Controlador	-	X	-	-	-	-	X	-	-	-
A. Actuador	-	-	-	-	-	-	-	X	-	X
A. Observador	X	-	X	-	X	X	X	-	X	-
MGS	X	X	X	X	X	X	-	-	-	-
Proceso	-	-	X	-	X	-	X	X	-	-

Tabla 5.1: Representación Matricial Para del MCDD para el SMF

5.1.3.3.1 Funciones de ajuste para el MCDD del SMF

Para el cómputo del valor de la relación entre dos conceptos (en este caso agentes) se utiliza un conjunto de reglas para definir el valor de la relación, para ello se ubica el estado del concepto en tres zonas:

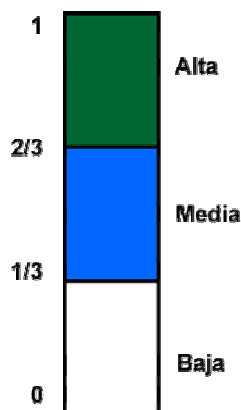


Figura 5.7: zonas de identificación del estado de un agente

Se dice que un agente tiene un estado alto (entre $2/3$ y 1) cuando cumple con todas sus funciones de una forma correcta, es capaz de asimilar nuevos mecanismos de inferencia con éxito, y no ocupa los recursos de una forma excesiva; además, las conclusiones y decisiones tomadas por el agente son consideradas correctas en todos sus casos.

Se dice que un agente tiene un estado medio (entre $1/3$ y $2/3$) cuando cumple con sus funciones pero no es capaz de asimilar nuevos mecanismos de inferencia; además, las conclusiones y decisiones tomadas por el agente deben ser validadas antes de llevar a cabo las acciones indicadas.

Se dice que un agente tiene un estado bajo (entre 0 y $1/3$) cuando no es capaz de asimilar nuevos mecanismos de inferencia, ocupa excesivamente los recursos del sistema, y las conclusiones obtenidas por el agente son consideradas erróneas y falsas.

Los valores de las relaciones se obtuvieron por la siguiente tabla:

Valor	Variable Lingüística
1.00	Completa ⁺
0.75	Alta ⁺
0.50	Media ⁺
0.25	Baja ⁺
0.00	Nula
-0.25	Baja ⁻
-0.50	Media ⁻
-0.75	Alta ⁻
-1.00	Completa ⁻

Tabla 5.2: Valores Posibles Para las relaciones

Bajo estos tres estados se construyeron las siguientes reglas:

- Si el concepto antecedente es **Alto** y el consecuente es **Alto** entonces la relación es **completa⁺** (1.0)
- Si el concepto antecedente es **Alto** y el consecuente es **Medio** entonces la relación es **alta⁺** (0.75)
- Si el concepto antecedente es **Alto** y el consecuente es **Bajo** entonces la relación es **baja⁺** (0.25)
- Si el concepto antecedente es **Medio** y el consecuente es **Alto** entonces la relación es **alta⁺** (0.75)
- Si el concepto antecedente es **Medio** y el consecuente es **Medio** entonces la relación es **media⁻** (-0.5)
- Si el concepto antecedente es **Medio** y el consecuente es **Bajo** entonces la relación es **alta⁻** (-0.75)

- Si el concepto antecedente es **Bajo** y el consecuente es **Alto** entonces la relación es **alta⁻** (-0.75)
- Si el concepto antecedente es **Bajo** y el consecuente es **Medio** entonces la relación es **media⁻** (-0.5)
- Si el concepto antecedente es **Bajo** y el consecuente es **Bajo** entonces la relación es **completa⁻** (-1.0)

Estas reglas se utilizan para calcular todas las relaciones entre los distintos conceptos. Así, todas las relaciones se calculan bajo las mismas reglas, pero cada una de ellas tiene un peso asociado por los expertos el cual puede variar de relación en relación. Por ejemplo, si se toma la relación entre el agente Coordinador y el Agente Controlador, y se supone que el agente Coordinador tiene un estado Alto y el agente Controlador tiene un estado medio, entonces la relación resultante obtenida por las reglas tendrá un valor de alta⁺ (es decir 0.75), este valor es multiplicado por el peso de la relación, si asumimos que el peso de esta relación es de 0.5, entonces el resultado final de la relación será de 0.375

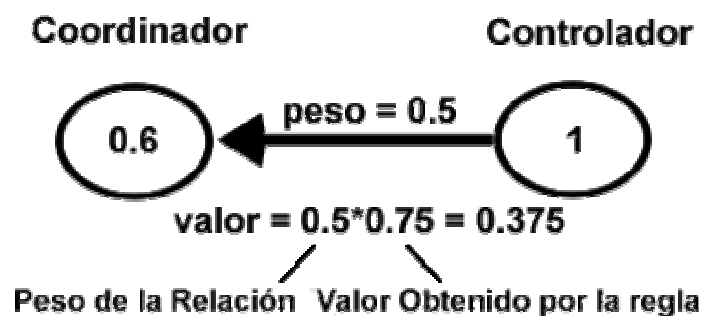


Figura 5.8: Calculo de la relación dinámica

Esto conlleva entonces a asignar un peso a cada relación del sistema. Los pesos para las distintas relaciones del MCDD para el SMF se muestran a continuación en la tabla 5.3



	A. Coordinador	E. Esp. Diagnosticador	A. Esp. Predictor	A. Esp. Localizador	A. Esp. Detector	A. Controlador	A. Actuador	A. Observador	MGS	Proceso
A. Coordinador	-	8	8	8	8	8	-	-	-	-
A. Esp. Diagnosticador	4	-	5	-	-	-	-	-	-	-
A. Esp. Predictor	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-
A. Esp. Localizador	4	5	-	-	-	-	-	-	-	-
A. Esp. Detector	4	-	-	3	-	-	-	-	-	-
A. Controlador	-	3	-	-	-	-	9	-	-	-
A. Actuador	-	-	-	-	-	-	-	3	-	10
A. Observador	3	-	3	-	9	10	3	-	10	-
MGS	10	10	10	10	10	10	-	-	-	-
Proceso	-	-	3	-	5	-	3	10	-	-
Suma	29	26	29	21	32	28	15	13	10	10

Tabla 5.3: Asignación de pesos a las relaciones causales para el MCDD del SMF

La tabla anterior muestra los pesos colocados por los expertos asociados a las distintas relaciones, para la asignación de los pesos se utiliza una escala del 1 al 10, donde 1 representa que el concepto antecedente influye poco sobre el concepto consecuente, mientras que un peso de 10 indica que el concepto consecuente es mas sensible a los cambios del concepto antecedente. Para el cálculo final del peso del concepto se utiliza la siguiente formula:

$$P_{i,j} = \frac{1}{\sum_{k=1}^n p_{k,j}} \times p_{i,j} \quad (5.1)$$

Donde $p_{i,j}$ es el peso asociado por el experto a la relación entre los conceptos C_i y C_j , $P_{i,j}$ es el peso final asociado a dicha relación. Por lo tanto para la tabla 5.3 los pesos finales serán:

	A. Coordinador	E. Esp. Diagnosticador	A. Esp. Predictor	A. Esp. Localizador	A. Esp. Detector	A. Controlador	A. Actuador	A. Observador	MGS	Proceso
A. Coordinador	-	0.3077	0.2759	0.3810	0.2500	0.2857	-	-	-	-
A. Esp. Diagnosticador	0.1379	-	0.1724	-	-	-	-	-	-	-
A. Esp. Predictor	0.1379	-	-	-	-	-	-	-	-	-
A. Esp. Localizador	0.1379	0.1923	-	-	-	-	-	-	-	-
A. Esp. Detector	0.1379	-	-	0.1429	-	-	-	-	-	-
A. Controlador	-	0.1154	-	-	-	-	0.6000	-	-	-
A. Actuador	-	-	-	-	-	-	-	0.2308	-	1.0000
A. Observador	0.1034	-	0.1034	-	0.2813	0.3571	0.2000	-	1.0000	-
MGS	0.3448	0.3846	0.3448	0.4762	0.3125	0.3571	-	-	-	-
Proceso	-	-	0.1034	-	0.1563	-	0.2000	0.7692	-	-

Tabla 5.4: pesos de las relaciones causales para el MCDD del SMF

5.1.4 Montaje del MCDD para el SFM con la herramienta FCM Designer

Al ejecutar la herramienta, FCM Designer se dispone de un área de trabajo donde se procede a crear el mapa mostrado previamente en la figura 5.6. Aquí se crean todos los conceptos, a los cuales se les asignó un nombre y un comentario explicativo a cada uno para diferenciarlos unos de otros y darles un sentido mayor que simples nodos dibujados en el área de trabajo. Luego se procedió a establecer todas las relaciones, cada relación de un MCDD en la herramienta FCM Designer posee una variable auxiliar que puede ser utilizada en la función de ajuste de la relación, esta variable recibe el nombre DynamicInput, y fue utilizada para establecer los pesos establecidos por los expertos para las relaciones. En la figura 5.9 se puede observar la gráfica generada por la herramienta FCM Designer, donde se observan los pesos de las relaciones.

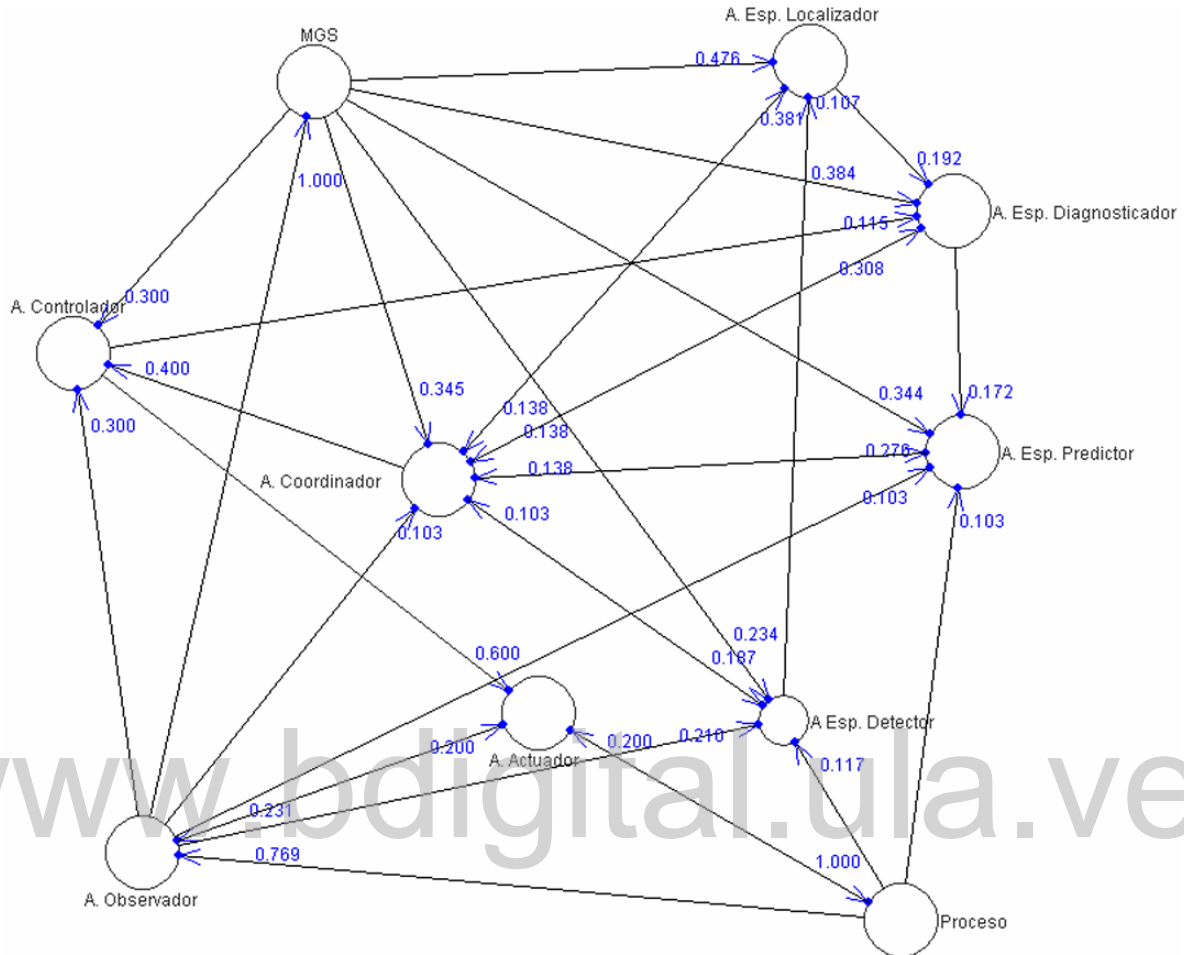


Figura 5.9: MCDD para el SMF generador por la herramienta FCM Designer

La función de ajuste fue codificada en la clase Rules, la cual posee el siguiente código fuente:

```

public class Rules {
    static private boolean isHigh ( float v ){ return ( v > 2.0f / 3.0f); }
    static private boolean isLow ( float v ){ return ( v <= 1.0f / 3.0f); }
    static private boolean isMedium ( float v ){
        return ( v > 1.0f/3.0f && v <= 2.0f/3.0f );
    }
    static public float computeRelationValue ( Map.Relation relation ){
        float vInicial = relation.getInitialConcept().getCurrentValue();
        float vFinal = relation.getFinalConcept().getCurrentValue();
    }
}
  
```



```
if ( isHigh ( vInicial ) && isHigh( vFinal ) )
    relation.setValor( 1.0f );
else if ( isHigh ( vInicial ) && isMedium ( vFinal ) )
    relation.setValor( 0.75f );
else if ( isHigh ( vInicial ) && isLow( vFinal ) )
    relation.setValor( 0.25f );

else if ( isMedium ( vInicial )&& isHigh( vFinal ) )
    relation.setValor( 0.75f );
else if ( isMedium ( vInicial ) && isMedium ( vFinal ) )
    relation.setValor( -0.5f );
else if ( isMedium ( vInicial ) && isLow( vFinal ) )
    relation.setValor( -1.0f );

else if ( isLow( vInicial ) && isHigh( vFinal ) )
    relation.setValor( -0.75f );
else if ( isLow( vInicial ) && isMedium ( vFinal ) )
    relation.setValor( -0.5f );
else if ( isLow( vInicial ) && isLow( vFinal ) )
    relation.setValor( -1.0f );
relation.setValor ( relation.getValue() * relation.getDinamicImput() );
return relation.getValue();
}
}
```

Tal como se puede apreciar en el código fuente, primero se etiqueta el concepto según su valor, esta clasificación es realizada por las funciones isHigh, isMedium y isLow, las cuales clasifican el concepto en un estado alto, medio o bajo respectivamente, según se especifico anteriormente en la figura 5.7.

El valor del concepto antecedente se etiqueta como vInicial y el valor del concepto consecuente se etiqueta como vFinal. Una vez que se obtienen los valores de los conceptos se procede a obtener un valor de la relación según las reglas especificadas en el punto 5.1.3.3.1, donde se especificó la función de ajuste. Una vez obtenido el valor de la relación se procede a multiplicar la misma por la

variable DynamicInput, la cual posee el peso de la relación establecida por los expertos.

5.1.5 Resultados y conclusiones obtenidas.

El mapa se probó bajo distintos estados de entrada y uno de los resultados más comunes que se observó fue la sensibilidad del sistema completo a los cambios en el MGS, el cual figura como el concepto más influyente del sistema. Si este concepto posee un valor de concepto bajo todo el sistema es llevado al atractor 0 (cero) para todos los conceptos del mapa, tal como se puede observar en la figura 5.10:

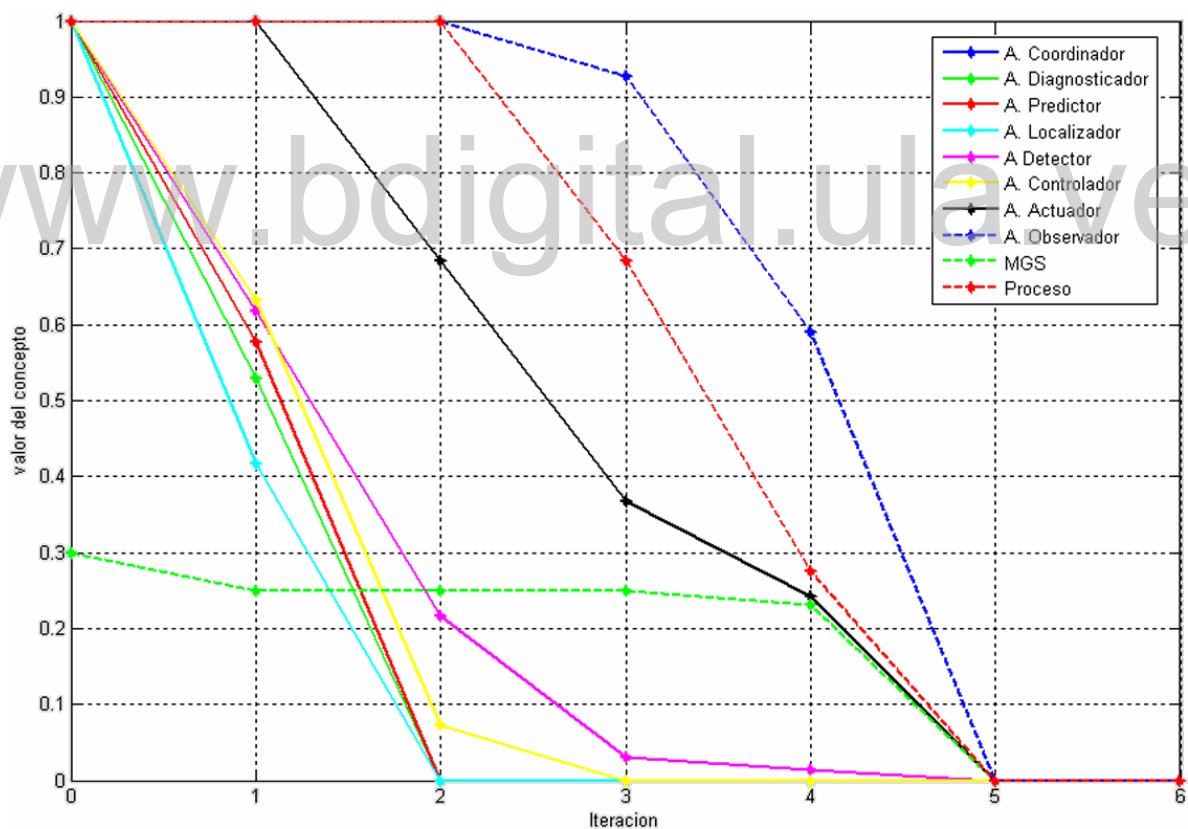


Figura 5.10: evolución de los agentes con un MGS con valor de 0.3

Tal como se puede apreciar en la figura 5.10 los primeros conceptos que comienzan a decaer son los agentes especializados, el coordinador y el

controlador a una tasa muy rápida, luego en la iteración 2 se observa que el agente actuador comienza a decaer muy rápidamente debido a la caída del agente controlador, y finalmente a partir de la iteración 3, los agentes observador comienzan a fallar lo cual conlleva a una caída total del sistema. Esto se debe a que la mayoría de los agentes utilizan el MGS para obtener datos para realizar sus tareas, por lo tanto el tratamiento de dicho concepto se debe realizar con mucho detenimiento para evitar situaciones como las previstas en la figura 5.10. Allí se observa que a partir de un MGS que está trabajando mal, el resto de la comunidad de agentes comienza a manejar información errónea conllevando a una falla total del sistema.

Otro agente muy importante en el sistema es el coordinador. Ante un estado de un coordinador que no funciona del todo bien el sistema tiende a caer en un mal funcionamiento tal como se puede visualizar en la figura 5.11:

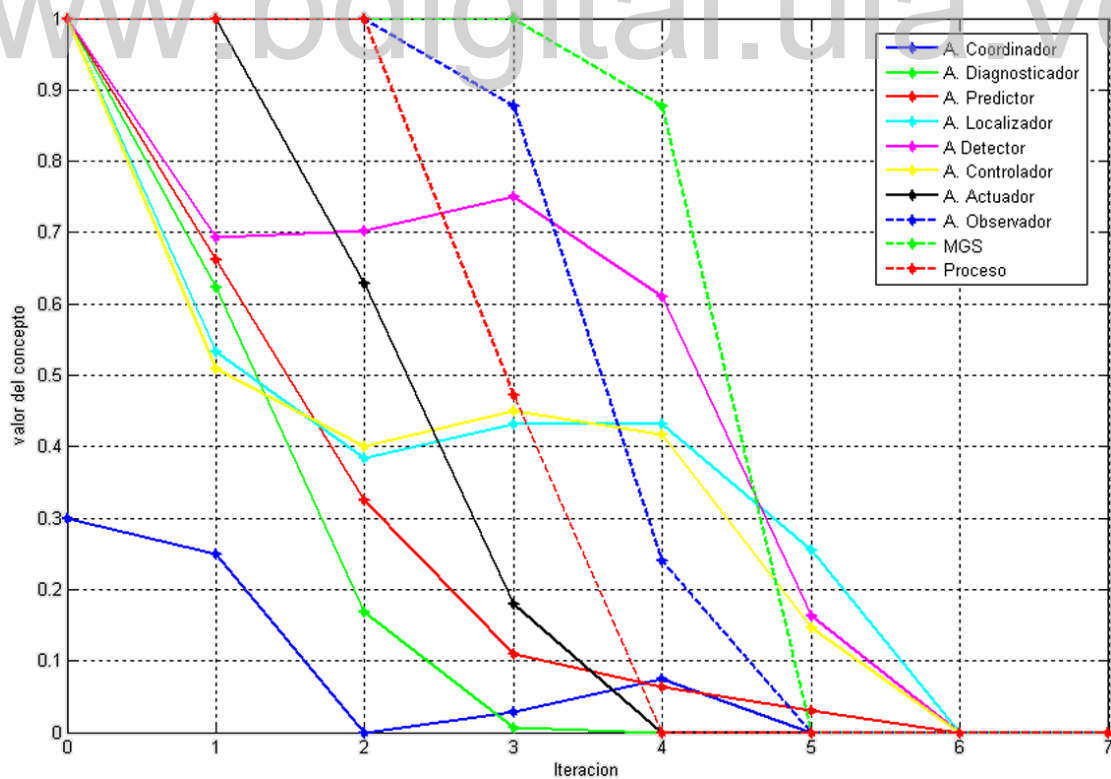


Figura 5.11: evolución del MCDD para el SMF ante un mal coordinador

Tal como se puede observar en la figura 5.11 los agentes especializados y el agente controlador se ven afectados por el mal funcionamiento del agente coordinador. Esto se debe al hecho de que estos agentes utilizan la información proveniente del coordinador para realizar sus tareas, si el coordinador no obtiene buenos resultados y ocupa excesivamente los recursos del sistema, los agentes especializados se ven directamente afectados.

Otra entrada utilizada como prueba del MCDD fue una donde los agentes especializados se encontraban cerca del umbral entre un concepto alto y medio, en este caso se observó la dinámica mostrada en la figura 5.12, donde podemos observar que estos agentes disminuyen la operación de todo el sistema.

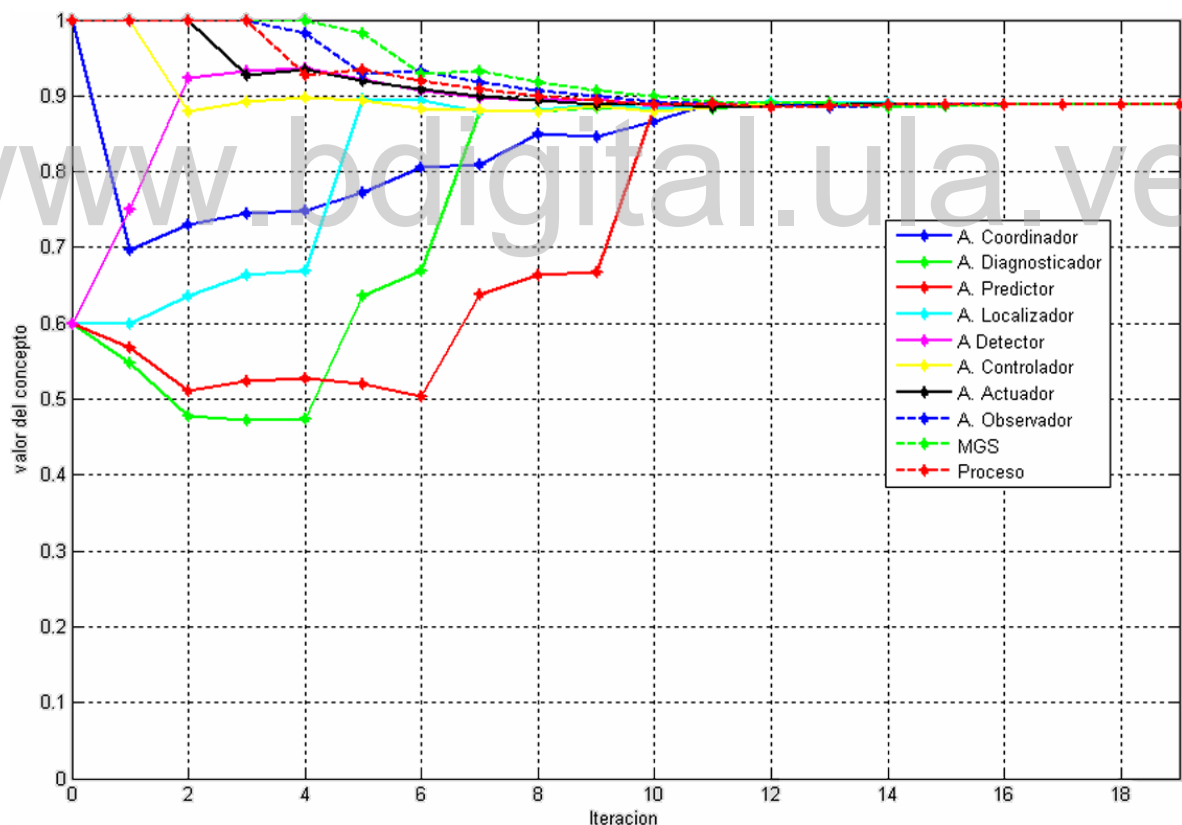


Figura 5.12: evolución de los conceptos del mapa con unos agentes especializados de media calidad

En la figura 5.12 se puede apreciar el hecho de que los agentes especializados

disminuyen muy rápidamente el comportamiento del agente coordinador en un momento inicial, pero dado a la autosuficiencia de los agentes el mapa observa que esta falla no lleva a un deterioro inmediato del sistema, pudiendo este continuar operando. Bajo un nivel de operación aceptable para todos los agentes.

Otro caso de prueba se realizó utilizando un mal actuador, un mal actuador hace caer el concepto que representa el proceso, disminuyendo así la calidad del comportamiento del observador. Una vez que el observador deja de funcionar bien, el MGS comienza a obtener información equivocada, y como ya vimos anteriormente, una vez que este concepto comienza a caer el resto del sistema es llevado rápidamente al atractor 0.

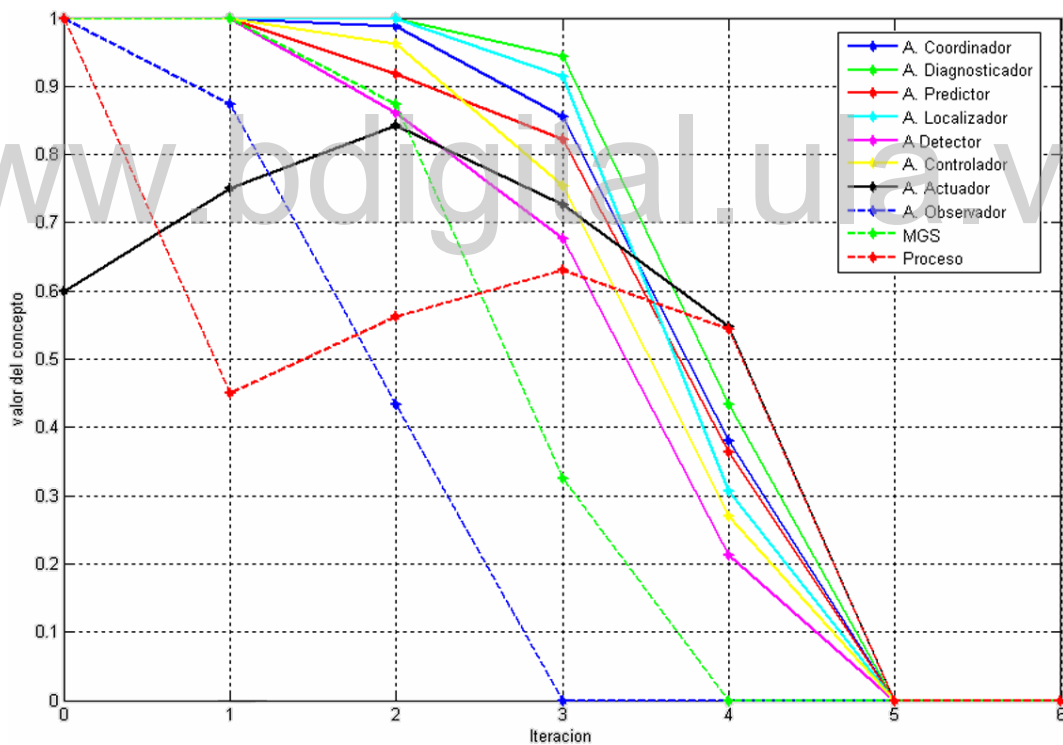


Figura 5.13: Evolución de los agentes ante un mal Actuador

Hay que destacar en la figura 5.13 el hecho de que el estado del actuador se levanta temporalmente, esto conlleva a la conclusión de que el causador de dicha falla no es directamente el actuador y si el observador el cual lleva información

equivocada al MGS.

Otro caso de prueba es mostrado en la figura 5.14, donde se observa que a partir de un estado donde el agente Localizador no esta trabajando del todo bien, dicha falla se propaga lentamente por la comunidad de agentes permitiendo que los diagnósticos generados por el agente diagnosticador y los planes de mantenimiento del Agente Coordinador tarden en ser rectificados. Esto ocupa una cantidad significativa de los recursos del sistema por dicha falla. Este tipo de error no conlleva a una falla total del sistema en forma inmediata, pero si en un futuro muy cercano, pudiendo así colocar su solución como una tarea de segundo plano.

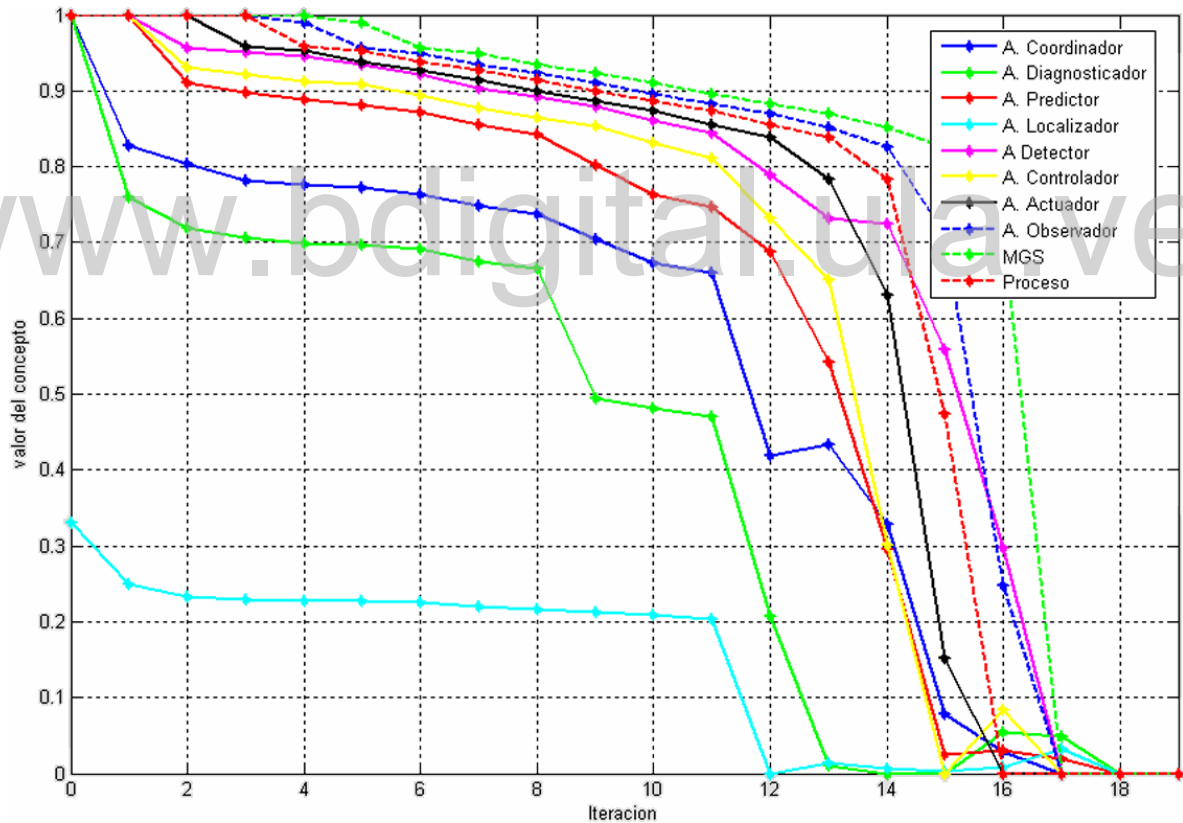


Figura 5.14: Evolución de los agentes ante un mal Localizador

5.2 Uso de los MCDD como un modelo de una ecuación Dinámica

En este caso de uso se trata de estudiar la posibilidad de utilizar un MCDD para modelar una ecuación dinámica. Aquí se utilizara un sistema muy sencillo, el cual consiste en un tanque de agua con una válvula de entrada y una válvula de salida. Este sistema es utilizado como un ejemplo para probar la fiabilidad del uso de los MCDD como modelo de un sistema dinámico. El uso ideal de estos mapas en este tipo de casos esta dirigido a sistema donde las relaciones y los conceptos que intervienen en dicho sistema no estén muy claros, tal como es el caso de sistemas de refrigeración o de procesos químicos complejos.

En este caso se utilizo como modelo el sistema de nivel de tanques provisto como ejemplo en el paquete MATLAB[®], el cual posee la siguiente estructuración:

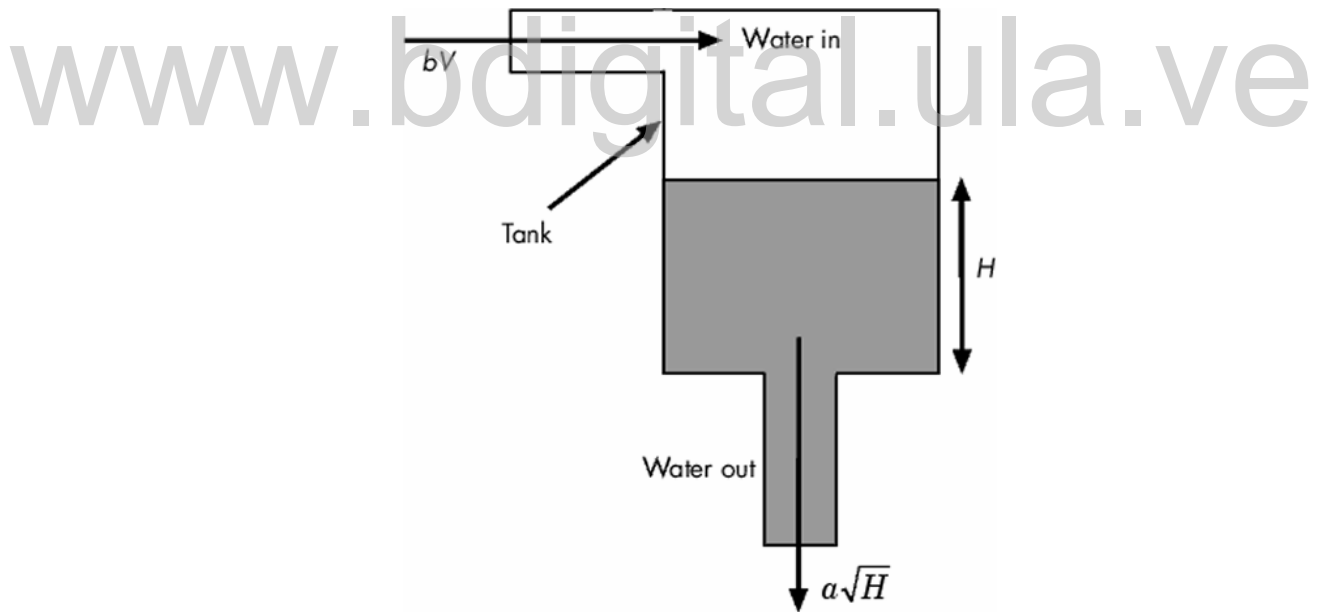


Figura 5.15: Esquema del sistema del nivel de un tanque tomado de MATLAB

El agua entra al tanque desde arriba y sale del mismo por un orificio en la base. La tasa de entrada de agua es proporcional al voltaje V aplicado a una bomba que envía agua al tanque, la tasa de salida del liquido es proporcional a la raíz

cuadrada del nivel del agua en el tanque. La ecuación para este sistema esta dada por:

$$\frac{dVol}{dt} = A \frac{dH}{dt} = b \cdot V - a \cdot \sqrt{H} \quad (5.2)$$

Donde Vol es el volumen de agua en el tanque, A es el área transversal del tanque, b es la constante relacionada al flujo de entrada, y a es la constante relacionada al flujo de salida. La ecuación describe la altura del agua H, como una función en el tiempo.

El diagrama de simulink que ofrece MATLAB® para este sistema es mostrado en la figura 5.16, el cual puede ser abierto utilizando el comando “watertank” en el área de trabajo de MATLAB®.

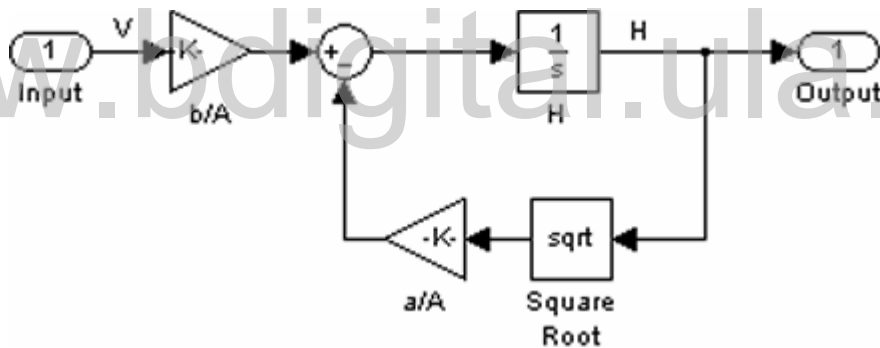


Figura 5.16: Esquema del sistema del nivel de un tanque tomado de MATLAB®

Los valores utilizados en el ejemplo presentado por MATLAB® son:

$$\begin{aligned}
 A &= 20cm^2 \\
 a &= 2cm^{2.5} / s \\
 b &= 5cm^3 / s
 \end{aligned}$$

Para el diseño del MCDD se utilizaron tres conceptos, el flujo de entrada llamado b/A, el de flujo de salida llamada a/A, y el nivel del líquido en el tanque llamado H

(ver figura 5.17).

Las relaciones dinámicas se calcularon de la siguiente forma:

- La relación entre el de flujo de entrada y el Nivel está dada por el valor del voltaje aplicado a la bomba V.
- La relación entre el del flujo de salida y el nivel está dada por la raíz cuadrada del valor del concepto que representa el nivel.

5.2.1 Montaje del MCDD en la herramienta FCM designer:

Para el montaje del mapa en la herramienta FCM designer, se crearon los 3 conceptos llamados “a/A”, “b/A” y “H”, con los valores iniciales:

$$b / A = \frac{5}{20} = 0.25$$

$$a / A = \frac{2}{20}$$

$$H = 0$$

Estos valores se calcularon según los valores de a, b y A obtenidos del ejemplo utilizado de MATLAB®.

El valor de V se colocó como la variable auxiliar DynamicInput de la relación entre b/a y H. El valor de la relación entre a/A y H se calcula a cada iteración con el valor de la raíz cuadrada del valor del concepto H en la iteración anterior.

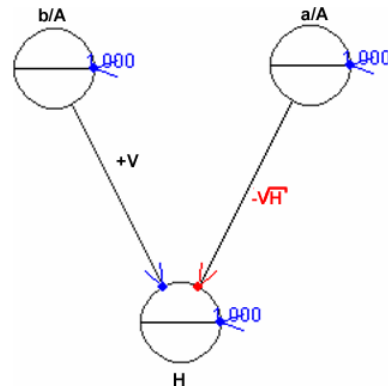


Figura 5.17: MCDD para modelar el sistema dinámico del nivel de líquido en un tanque

Tal como se puede observar en la figura 5.17, existen relaciones que retroalimentan cada concepto con un valor de 1, esto se debe al hecho de que estos conceptos poseen una propiedad de memoria. Esto permite modelar que los valores de los conceptos b/A y a/A permanecen constantes durante toda la ejecución, y el valor del nuevo nivel de líquido también depende de su valor anterior.

La función de ajuste para las relaciones en este caso tiene el siguiente código fuente:

```
static public float computeRelationValue ( Map.Relation relation ){
    if ( relation.getInitialConcept().getName().equals("b/A") &&
        relation.getFinalConcept().getName().equals("H") )
        relation.setValor ( relation.getDinamicImput() );

    else if ( relation.getInitialConcept().getName().equals("a/A") &&
             relation.getFinalConcept().getName().equals("H") )
        relation.setValor( -1.0f * (float)Math.sqrt(
            relation.getFinalConcept().getCurrentValue() ) );

    else
        relation.setValor ( 1.0f );

    return relation.getValue();
}
```

Se puede observar en la función de ajuste que el primer “si” determina si la relación es entre el concepto b/A y H , si es así el valor de dicha relación está dada por la variable auxiliar DynamicInput de la relación, la cual contiene el valor del voltaje V . El segundo “Si” determina si la relación es entre los conceptos a/A y H , si es así, el valor de la relación es calculada según la raíz cuadrada del valor actual del concepto H , el resto de las relaciones de retroalimentación tienen un valor de 1.

5.2.1.1 Resultados obtenidos:

Para probar el mapa se compararon las gráficas de las dinámicas para distintos valores de V . Para un valor de $V = 0.2$ las dinámicas obtenidas por el MCDD y el modelo obtenido por MATLAB fueron:

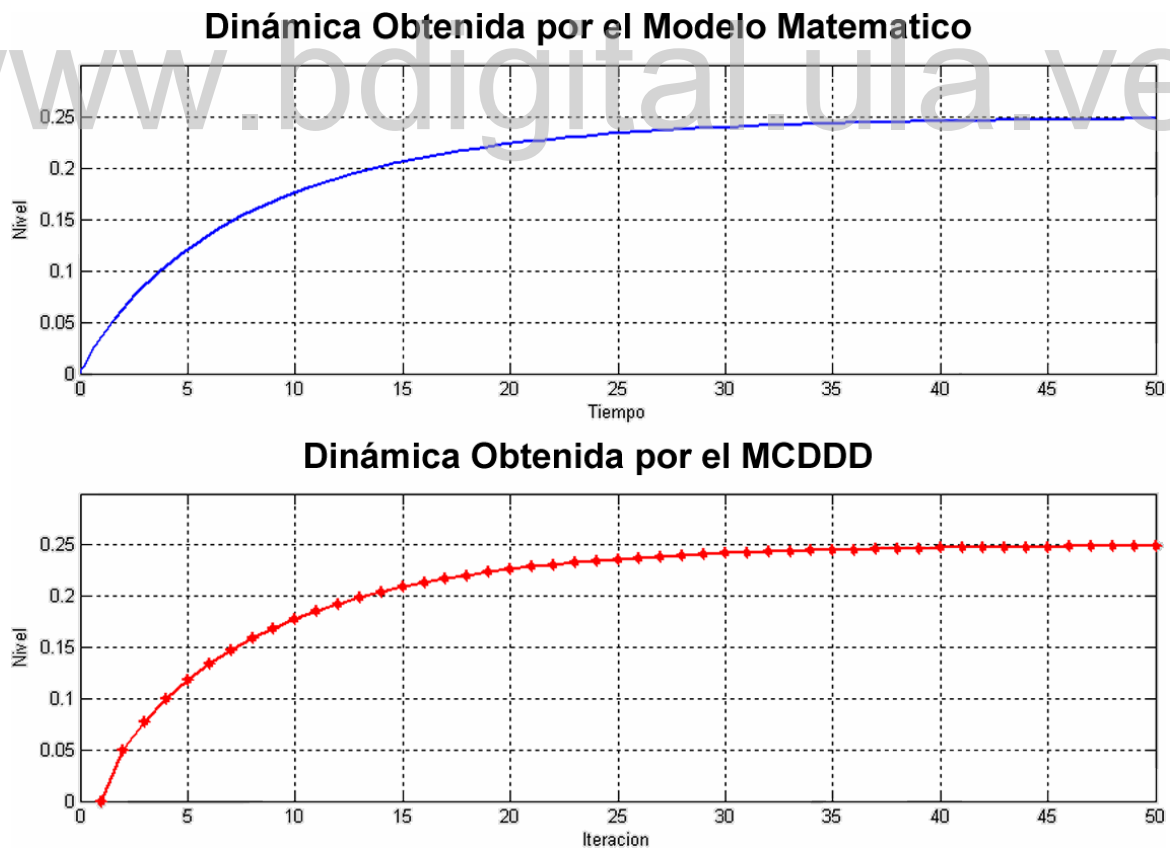
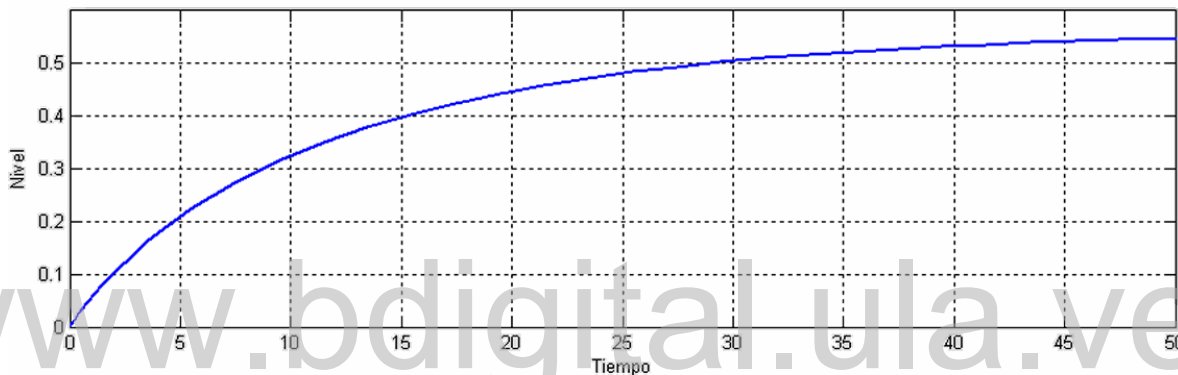


Figura 5.18: Dinámicas obtenidas por los distintos modelos para un valor de $V = 0.2$

Tal como se puede apreciar en la figura 5.18, las dinámicas son muy parecidas, y llegan a un mismo valor en estado estable. La diferencia más notable es un pequeño retardo en el caso del MCDD, de resto se puede apreciar que cada unidad de tiempo para el modelo matemático se puede considerar como una iteración en el MCDD. El mapa se probó bajo distintos valores de V y el resultado fue el mismo en todos los casos, tal como se aprecia en la figura 5.19 donde el valor de V es 0.3

Dinámica Obtenida por el Modelo Matemático



Dinámica Obtenida por el MCDDD

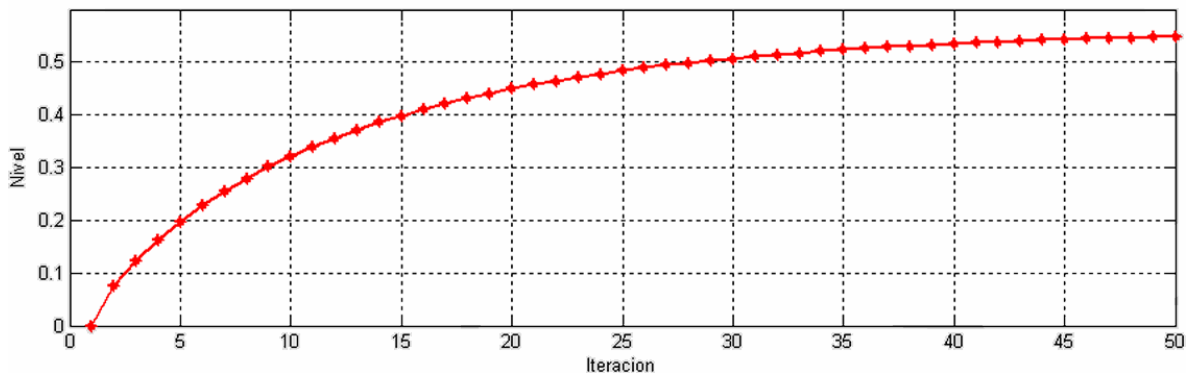


Figura 5.19: Dinámicas obtenidas por los distintos modelos para un valor de $V = 0.3$

Conclusiones

Los mapas Cognitivos demostraron ser una herramienta de modelado bastante efectiva, aun más con sus extensiones a mapas cognitivos difusos. Los mapas cognitivos difusos permiten observar la dinámica de complejos sistemas donde la creación de un modelo matemático no es posible tanto por las características del sistema como por la complejidad del mismo.

La extensión de los mapas cognitivos difusos a mapas cognitivos difusos dinámicos mostrados en este documento permite establecer modelos muy bien ajustados al sistema real, aumentando un poco la complejidad del mapa y requiriendo un poco mas de detalle por parte de la descripción del sistema.

En la utilización de los mapas cognitivos difusos dinámicos como un sistema supervisorio de un sistema manejador de fallas que utiliza agentes inteligentes demostró ser una herramienta adecuada, dado a que se pudo modelar el comportamiento de una comunidad de agentes que interactúan unos con otros. Con nuestro sistema se pudo estudiar como el mal o buen funcionamiento de un agente en particular puede afectar el resto de la comunidad de agentes, permitiendo así tomar decisiones basadas en las predicciones del mapa.

En el caso de estudio donde se utilizó un MCDD como un modelo de un sistema dinámico se observaron resultados sorprendentes mostrando un error muy bajo entre las dinámicas obtenidas por el modelo matemático y la dinámica obtenida por el MCDD. Esto nos permite suponer su uso como sensor virtual, tal que se puedan montar modelos para sistemas donde los modelos matemáticos no sean posibles dadas a la poca comprensión del sistema o la complejidad del mismo.

Recomendaciones

Entre las recomendaciones para futuros trabajos se proponen las siguientes:

- Crear una interfaz entre el SMF y el MCDD presentado en el capítulo 5, donde dicha interfaz se debe encargar de establecer los estados iniciales de los distintos agentes del SMF para luego ejecutar el MCDD, y realizar las correcciones sobre los agentes basadas en las predicciones del mapa.
- Crear un módulo a la herramienta FCM designer que permita al usuario crear sus reglas por medio de una interfaz gráfica.
- Desarrollar varios mapas para las distintas comunidades de agentes que componen a SADIA (diferentes niveles de abstracción), y estudiar como se relacionan los distintos mapas entre sí.
- Probar los MCDD con distintos modelos de sistemas dinámicos complejos para corroborar su buen funcionamiento como un modelo dinámico.

Bibliografía:

- [1] **Aurora Andrieu**, *Formalización de un Mapa Cognitivo Borroso Dinámico*, Universidad de los Andes, 2002
- [2] **Axelrod, R.**, *Structure of Decision: The Cognitive Maps of political Elites*, Prinecton Univ. Press, Prinecton, NJ, 1997
- [3] **C. D. Stylios, P. P. Groumos**, *The challenge of modelling supervisory systems using Fuzzy Cognitive Maps*, Journal of Intelligent Manufacturing, 1998
- [4] **C. D. Stylios, V. C. Geogrgopoulos, P. P. Groumos**, *The use of Fuzzy Cognitive Maps in Modeling Systems*, proceding of 5th IEE Mediterranean Conference on Control an System, Paphos, Cyprus, 21-23 July 1997
- [5] **C. E. Pelaez, J. B. Bowles**, *Using Fuzzy Cognitive Maps as a system model for failure Models Effects Analysis*, Proceedings of IEE annual Reliability and Maintain.
- [6] **C. E. Pelaez, J. B. Bowles**, *Applying Fuzzy Cognitive Maps Knowledge Representation to Failure Models Effects Analysis*, Proceedings of IEE annual Reliability and Maintain.
- [7] **Carricho, L.**, *Mapas cognitivos en las Organizaciones: Herramientas y Técnicas de Exploración Visual e Interactiva*, Disertación para la obtención del Grado de Doctor, Instituto Superior Técnico, Universidad Técnica de Lisboa, Portugal, 1999
- [8] **Cossette,P. and Audet,M.**, *Mapping of an Idiosyncratic Schema*, Journal of Management Studies, 29, 1992
- [9] **Dickerson, J. A. and Kosko B.** *Fuzzy Virtual worlds as Fuzzy Cognitive Maps*, Presence 3 (1994) 173-189
- [10] **Eden, C.**, *On the Nature of Cognitive Maps*, Journal of Management Studies,

29, 1992

[11] **Eden, C.**, *Cognitive Mapping*, European Journal of Operational Research, 36, 1988

[12] **Gelembe E.** "Random neural network with positive and negative signals and product form solution", Neural Computation, Vol 1(4), pp. 502-511, 1989

[13] **Gelembe E.** "Stability of the random neural network", Neural Computation, Vol 2 (2), pp. 239-247, 1990

[14] **Gelembe E.** "Theory of the random neural network model", Neural network: Advances and Applications (E. Gelembe editor), North-Holland, Pays-Bas, 1991

[15] **Goto, K. and T. Yamaguchi.** *Fuzzy Associative Memory Application to a Plant Modeling*, in Proc. of the International Conference on Artificial Neural Networks, Espoo, Finland, (1991) 1245-1248.

[16] **Huff, A.**, *Mapping Strategic Thought*, John Wiley and Sons, 1990

[17] **J. Cardillo, M. Cerrada, R. Faneite**, "Modelo de Referencia Basado en Agentes para el Manejo de Fallas en Sistemas de Control, Proceeding of the IV Congreso de Automatización y Control: Cátedra libre Hebertt Sira", (4 paginas, CD), Mérida, Venezuela, Noviembre 2003.

[18] **José Aguilar**, *Adaptive Random Fuzzy Cognitive Maps*, Publicado en Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, Vol. 2527, pp. 402-410, 2002.

[19] **José Aguilar**, *A Fuzzy Cognitive Map Based on the Random Neural Model*. Publicado en la revista Lecture Notes in Artificial Intelligence, Springer-Verlag, Vol. 2070, pp. 333-338, 2001.

[20] **José Aguilar**, "Dynamic Random Fuzzy Cognitive Maps". Publicado en la

Revista Computación y Sistemas, Revista Iberoamericana de Computación, Vol. 7, N. 4, pp. 260-271, 2004.

[21] **José Aguilar**, "A Survey about Fuzzy Cognitive Maps Papers", (invited paper), Publicado en International Journal of Computational Cognition, Yang's Scientific Research Institute, Vol. 3, No. 2, pp. 27-33, Marzo 2005.

[22] **José Aguilar, Bravo Cesar, Rivas F.** *Diseño de una Arquitectura de Automatización Industrial Basada en Sistemas Multiagentes*. Revista ciencia e Ingeniería, Facultad de Ingeniería. ULA, Vol 25, #2, pp 77-88, 2004.

[23] **José, B. y João, B.** : *Mapas Cognitivos Basado en Reglas Difusas: Modelado y Simulación de la Dinámica de Sistemas Cualitativos*; Universidad Técnica De Lisboa Instituto Superior Técnico; Octubre de 2001

[24] **Kosko B. and Satoru Isaka**, *fuzzy logic*, Scientific American, July 1993, 76-81

[25] **Kosko, B.**, *Fuzzy Engineering*, Prentice-Hall, New Jersey, 1999

[26] **Kosko, B.**, *Fuzzy Thinking*, Hyperion, 1993

[27] **Kosko, B.**, *Fuzzy Cognitive Maps*, International Journal of Man-Machine Studies, Vol 24, pp. 65-75, 1986

[28] **Langfield-Smith, K.**, *Measuring Differences Between Cognitive Maps*, Journal of Operational Research Society, 43-12, 1992

[29] **Pablo Artuto Von Raesfeld Porras.** *Aplicación de mapas cognitivos difusos a VRML en un ambiente virtual*. Tesis para obtener el título en Licenciatura en Ingeniería en Sistemas Computacionales, Escuela de Ingeniería Departamento de Ingeniería en Sistemas Computacionales. Puebla México, Mayo del 2000

[30] **Spirits et al.**, *Causation, Prediction and Search*, The MIT Press, 2000

- [31] **Taber R.:** *Knowledge processing with Fuzzy Cognitive Maps*, Exper System, Appl. 2 (1991), 83-87
- [32] **Zadeh, L.,** *Fuzzy Sets and Applications: Selected Papers*, Wiley-Interscience, 1987
- [33] **Zhang, W.R., S.S. Chen and Besdek, J. C.** *Pool2: A generic system for cognitive map development and decision analysis*, IEEE Trans, Systems Man Cybernet. 19 (1989), 31-39
- [34] **Zhang, W.R., S.S. Chen, W. Wang and R. S. King.** *A Cognitive Map Based Approach to the Coordination of distributed cooperative agents*, IEEE Trans. Systems Man Cybernet, 22 (1992) 103-114.

www.bdigital.ula.ve



Anexos

www.bdigital.ula.ve

Anexo A: Función Para la Ejecución de MCD Utilizando Matlab

```
function [Estados] = MCD( mapa , Estados , nombres , Tipo , maxIT )
```

```
%MCD ejecuta Mapas Cognitivos Difusos
```

```
%
```

```
% [Estados]=MCD( M , Q0 , N , T [, MI ] )
```

```
% M: debe ser una matriz cuadrada con las relaciones
```

```
% causales entre los conceptos donde los conceptos en las
```

```
% columnas son los conceptos antecedentes
```

```
% Q0: Estados iniciales
```

```
% N: Nombres de los conceptos debe ser una cadena separada
```

```
% por el caracter numeral '#'
```

```
% T: Tipo de Normalización
```

```
% 0->  $S(x)=1/(1+\exp(-x*5))$ 
```

```
% 1->  $S(x)=0, x \leq 0$      $S(x)=1, x > 0$ 
```

```
% MI: Maximo de Iteraciones Permitidas 1000 por defecto
```

```
%
```

```
% Ejemplo:
```

```
% nombres=['Oportunidad#Invlolucro de la Comunidad#Presencia  
Policial#Castigo#Intento Criminal#Presencia de Propiedad#Robo'];
```

```
% maxIT = 800;
```

```
% mapa = [ 0.0    0.0    0.0    0.0    0.0    0.0    0.6
```

```
%            0.0    0.0    0.4    0.4    0.0    0.0    -0.6
```

```
%            0.0    0.0    0.0    0.0    0.0    0.8    -1.0
```

```
%            0.0    0.0    0.0    0.0    -0.8    0.6    0.0
```

```
%            0.0    0.0    0.0    0.0    0.0    0.0    0.6
```

```
%            0.6    0.0    0.0    0.0    0.8    0.0    0.8
```

```
%           -0.8    0.4    0.6    0.0    0.0    0.0    0.0 ];
```

```
% Esta=[0 0 1 0 0 1 0];
```

```
% Esta=MCD( mapa , Esta , nombres , 0 , 100 );
```

```
if nargin < 4 | isempty( maxIT )
```

```
    maxIT = 1000;
```

```
end
```



```
it = 1;
while it ~= 0
    it = it + 1;
    for j = 1 : length(mapa)
        kk=0;
        Estados(it,j) = 0 * Estados(it-1,j);
        for k = 1:length(mapa)
            if mapa(k,j) ~= 0
                Estados(it,j) = mapa(k,j)*Estados(it-1,k)+Estados(it,j);
                kk=kk+1;
            end
        end
        end
        %*****NORMALIZCION*****
        if Tipo == 0
            if kk ~= 0
                Estados(it,j)=1/(1+exp(-Estados(it,j)*5));
            end
            elseif Tipo == 1
                if Estados(it,j) <= 0
                    Estados(it,j) = 0;
                end
                if Estados(it,j) > 0
                    Estados(it,j) = 1;
                end
            else
                error('Error en el tipo de Normalizacion');
            end
        end
    end

tam=size(Estados);
for i=1:tam(1)-1
    if Estados(i,:) == Estados(tam(1),:)
        it = 0;
    end
end
if it > maxIT
```



```
        it = 0;  
    end  
end  
  
for i=1:length(mapa)  
    figure(i)  
    plot(Estados(:,i),'linewidth',2)  
    [n nombres]=STR Tok(nombres,'#');  
    legend(n)  
    AXIS([0 length(Estados) -0.5 1.5])  
    grid  
end
```

www.bdigital.ula.ve

Anexo B Interpretación de MCD para el Modelo del Crimen y El Castigo.

Ciertamente, el suceso de un modelo en particular depende de la selección de los conceptos y de la interpretación del vector de estado. Consideremos el MCD mostrado en la figura abajo. Este mapa pretende modelar el robo de propiedades en una comunidad. Los conceptos seleccionados son:

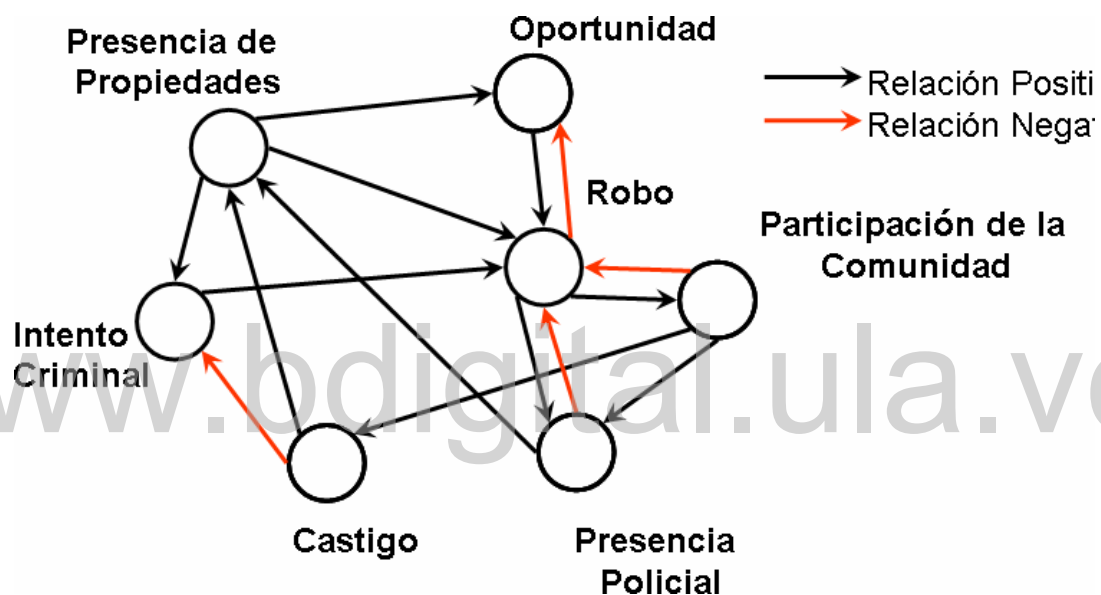


Figura A.0.1 MCD para el Crimen y Castigo.

- **Oportunidad:** acceso físico a las propiedades, disponibilidad de herramientas para el robo, etc.
- **Participación de la Comunidad:** vigilancia de la ciudad, comunicación entre vecinos, reporte de crímenes en noticias locales, etc.
- **Presencia Policial:** la visible presencia de personal uniformado en sectores clave.
- **Castigo:** una medida de confiabilidad y certeza de castigos por crímenes.

- **Intento Criminal:** la presencia de personas que intentan cometer crímenes
- **Presencia de Propiedades:** presencia visible de bienes deseados por los ladrones
- **Robo:** hurto de propiedades.

Se debe notar que los dos primeros conceptos son abstracciones de la variedad de entidades de menor interés como comunicación entre vecinos y reporte de noticias locales, la Presencia de Propiedades influencia fuertemente el intento criminal, robo y la oportunidad. La presencia policial y la participación de la comunidad disminuyen el robo y aumenta los castigos disminuyendo así la formación de intentos criminales. Los dueños de las propiedades responden al robo dejando de comprar y escondiendo sus bienes (por ello la relación negativa entre robo y oportunidad) y piden por mayor vigilancia policial (por ello la relación positiva entre el robo y la presencia policial), la matriz que representa este mapa será entonces:

	Oportunidad	Participación de la comunidad	Presencia Policial	Castigo	Intento Criminal	Presencia de Propiedades	Robo
Oportunidad	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.6
Participación de la comunidad	0.0	0.0	0.4	0.4	0.0	0.0	-0.6
Presencia Policial	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.8	-1.0
Castigo	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.8	0.6	0.0
Intento Criminal	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.6
Presencia de Propiedades	0.6	0.0	0.0	0.0	0.8	0.0	0.8
Robo	-0.8	0.4	0.6	0.0	0.0	0.0	0.0

Tabla A.0.1: Matriz de Adyacencia para el Crimen y Castigo

Utilizando la función de normalización:

$$S(x) = 0, x \leq 0$$

$$S(x) = 1, x > 0$$

Y el estado inicial

$$Q_0 = [0,0,1,0,0,1,0]$$

Donde la policía y la presencia de propiedades están presentes y los demás conceptos están inactivos. Podríamos asumir que en este estado las personas están tomando precauciones normales sobre sus propiedades y se encuentran indiferentes al crimen en su comunidad donde no hay personas interesadas en cometer hurtos. Al ejecutar el mapa obtenemos los siguientes estados:

$$Q_0 = [0,0,1,0,0,1,0]$$

$$Q_1 = [1,0,0,0,1,1,0]$$

$$Q_2 = [1,0,0,0,1,0,1]$$

$$Q_3 = [0,1,1,0,0,0,1]$$

$$Q_4 = [0,1,1,1,0,1,0]$$

$$Q_5 = [1,0,1,1,0,1,0]$$

$$Q_6 = [1,0,0,0,0,1,1]$$

$$Q_7 = [0,1,1,0,1,0,1]$$

$$Q_8 = [0,1,1,1,0,1,0]$$

El sistema estabiliza en el ciclo límite Q_4 - Q_7 , se puede interpretar el ciclo límite de la siguiente forma: la comunidad se encuentra despreocupada por el potencial de los crímenes (participación de la comunidad, presencia policial, castigo y propiedades se encuentran activos Q_4). La comunidad comienza a perder interés y deja de participar (la participación de la comunidad cae a cero), pero los potenciales criminales ven una oportunidad Q_5 . los robos comienzan a aparecer y se incrementa la presencia policial Q_6 . la comunidad responde al incremento de los robos eliminando la oportunidad, aumentando el patrullaje policial e involucrándose mas en el problema, pero el intento criminal se incrementa y el robo continua Q_7 . y como el ciclo continua los criminales responden al incremento del patrullaje y suspenden sus actividades de robo Q_8 , Q_4 .

Glosario

SMF: Sistema Manejador de fallas

MC: Mapa Cognitivo

MCD: Mapa Cognitivo Difuso

MCDD: Mapa Cognitivo Difuso Dinámico

MCDDA: Mapa Cognitivo Difuso Dinámico Aleatorio

Concepto: elemento principal de un mapa cognitivo, este puede estar dado por algún ente físico como un auto, o por un ente no físico como el calor, el mal humor, etc.

www.bdigital.ula.ve