



Universidad
de Alcalá

Escuela Politécnica Superior

Departamento de Automática

TESIS DOCTORAL

ESTRATEGIAS EVOLUTIVAS PARA LA
ADQUISICIÓN DE CONOCIMIENTO EN
CONTROLADORES BORROSOS TEMPORALES
DIFUMINADOS, APLICADAS AL
ENCAMINAMIENTO ADAPTATIVO EN REDES DE
COMUNICACIONES

MANUEL ÁNGEL GADEO MARTOS

2009

UNIVERSIDAD DE ALCALÁ

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR

DEPARTAMENTO DE AUTOMÁTICA

**ESTRATEGIAS EVOLUTIVAS PARA LA
ADQUISICIÓN DE CONOCIMIENTO EN
CONTROLADORES BORROSOS TEMPORALES
DIFUMINADOS, APLICADAS AL
ENCAMINAMIENTO ADAPTATIVO EN REDES DE
COMUNICACIONES**

TESIS DOCTORAL

Autor

Manuel Ángel Gadeo Martos
Ingeniero de Telecomunicación

Directores

Juan Ramón Velasco Pérez **Luis Magdalena Layos**
Doctor Ingeniero de Telecomunicación Doctor Ingeniero de Telecomunicación

Año: 2009

A mis Padres.

AGRADECIMIENTOS

Deseo expresar mi agradecimiento a todas la personas que me han ayudado en la realización de este trabajo, especialmente :

A los codirectores de esta tesis doctoral, Juanra y Luis, por la confianza que depositaron en mí desde el principio, sus apoyos y consejos recibidos en estos largos años.

A mis compañeros del Departamento de Ingeniería de Telecomunicación, en especial a:

Enrique, Joaquín, José Ángel y Sebas, con los que he compartido multitud de viajes y vicisitudes, y sin cuya ayuda técnica y personal me hubiera sido imposible concluir este trabajo.

Antonio, Curro y Juan Carlos, que siempre me han mostrado su disponibilidad para ayudarme y “estar al quite”.

A mis familiares y amigos, que desde el principio me ha apoyado y alentado para que esta tarea culminara con éxito.

Y finalmente a mis padres, por el esfuerzo que realizaron para darme la oportunidad de estudiar, y el aliento que siempre recibí de ellos.

CONTENIDO

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN.....	1
1. Introducción.....	3
1.1. Descripción de los capítulos.....	10
CAPÍTULO II. ESTADO DEL ARTE	15
2. Estado del arte	17
2.1. Introducción.....	17
2.2. Control borroso.....	18
2.2.1. Controladores Borrosos Clásicos	19
2.2.1.1. Representación del conocimiento	19
2.2.1.1.1. Base de reglas.....	19
2.2.1.1.2. Base de datos.....	21
2.2.1.2. Estrategia de razonamiento	22
2.2.1.3. Estructura.....	25
2.2.2. Control borroso basado en procesamiento temporal.....	28
2.2.3. Controladores Borrosos Temporales	29
2.2.3.1. Representación del conocimiento	30
2.2.3.1.1. Base de reglas.....	30
2.2.3.1.2. Base de datos.....	31
2.2.3.2. Estrategia de razonamiento	32
2.2.3.3. Estructura.....	34
2.2.4. Controladores borrosos basados en reglas temporales	34
2.2.4.1. Representación del conocimiento	35
2.2.4.1.1. Base de reglas.....	35

2.2.4.1.2. Base de datos.....	37
2.2.4.2. Estrategia de razonamiento	38
2.2.4.3. Estructura.....	42
2.2.5. Síntesis de Controladores Borrosos	42
2.3. Algoritmos Genéticos	45
2.3.1. Características de los Algoritmos Genéticos	46
2.3.2. Representación y evaluación de soluciones.....	47
2.3.3. Mecanismo de selección	47
2.3.4. Mecanismo de recombinación. Cruce y mutación	49
2.4. Sistemas Borroso-Genéticos.....	50
2.4.1. Aprendizaje con Algoritmos Genéticos en Sistemas Borrosos basados en Reglas	51
2.4.2. Definición del espacio fenotipo para un Algoritmo Genético aplicado a Sistemas Borrosos basados en Reglas	52
2.4.2.1. Ajuste genético de la base de datos	53
2.4.2.2. Aprendizaje genético de la base de reglas	53
2.4.2.3. Aprendizaje genético de la base de conocimiento	54
2.4.2.4. Espacio del fenotipo	54
2.4.3. Generación del genotipo	54
2.4.4. Generación de la nueva población	55
2.4.5. Evaluación de la población	55
2.4.6. Cooperación frente a competición.....	56
2.4.7. Enfoques en el aprendizaje genético.....	57
2.4.7.1. Estrategia de Pittsburg.....	57
2.4.7.2. Estrategia de Michigan.....	58
2.4.7.3. Estrategia IRL (Iterative Rule Learning)	60

2.4.8. Aprendizaje Genético en Sistemas Borrosos basados en Reglas utilizando el enfoque de Pittsburg.....	61
2.4.8.1. Población: codificación de las bases de conocimiento ..	64
2.4.8.2. Algoritmos de reproducción: operadores de evolución ..	66
2.4.9. Comparación de enfoques en aprendizaje genético.....	69
2.5. Algoritmo evolutivo para adquisición de conocimiento en Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales	71
2.6. Encaminamiento en redes de comunicaciones de conmutación de paquetes	74
2.6.1. Redes de conmutación de paquetes	74
2.6.2. Encaminamiento en redes de conmutación de paquetes.....	75
2.6.3. Principales métodos de encaminamiento	77
2.6.4. Algoritmos de encaminamiento	79
2.6.5. Protocolos de encaminamiento	80
2.6.5.1 Routing Information Protocol (RIP)	81
2.6.5.2. Open Shortest Path First (OSPF).....	81
2.6.6. Utilidad de los sistemas de encaminamiento adaptativo distribuido	81
2.6.7. Problemática asociada a los sistemas de encaminamiento adaptativos distribuidos	83
2.7. Utilización de Sistemas Borrosos basados en Reglas al Encaminamiento en Redes de Comunicaciones.....	84
2.7.1. Aplicación de Sistemas Borrosos basados en Reglas al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes orientadas a conexión, con requerimientos de calidad de servicio	84
2.7.1.1. Aplicación de la Lógica Borrosa para la implementación de un algoritmo de encaminamiento	85
2.7.1.2. Modificación del algoritmo de Dijkstra, utilizando funciones de pertenencia borrosas en el proceso de cálculo del coste asociado a un camino	87

2.7.1.3. Obtención de una métrica borrosa para su aplicación al encaminamiento en la Red Digital de Servicios Integrados de banda ancha	92
2.7.2. Aplicación de sistemas borrosos basados en reglas al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes orientadas a datagramas (con calidad best effort)	95
2.7.2.1. Aplicaciones basadas con control borroso clásico	95
2.7.2.1.1. Obtención de una métrica borrosa para su aplicación al algoritmo de encaminamiento	95
2.7.2.1.2. Utilización de control borroso para el encaminamiento mediante bifurcación del tráfico	99
2.7.2.2. Aplicaciones basadas en control borroso temporal.....	101
2.8. Utilización de sistemas Borroso – Genéticos en encaminamiento de redes	103
2.8.1. Aplicación de Sistemas Borroso-Genéticos al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes orientadas a conexión.....	103
2.8.1.1. Encaminamiento basado en un Sistema Borroso-Genético	104
2.8.1.2. Función objetivo. Evaluación de la bondad de las Cadenas de Configuración.....	105
2.8.1.3. Mecanismo de codificación	105
2.8.1.4. Resultados obtenidos.....	106
2.8.2. Aplicación de sistemas borroso-genéticos al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes orientadas a datagramas	107
2.9. Conclusiones.....	109

3. CAPÍTULO III. CONTROLADORES BORROSOS TEMPORALES DIFUMINADOS	111
---	------------

3. Controladores Borrosos Temporales Difuminados	113
3.1. Introducción.....	113
3.2. Concepto de Difuminación en el tiempo.....	114
3.3. Controlador Borroso Temporal Difuminado.....	115

3.3.1. Representación del conocimiento.....	115
3.3.1.1. Base de reglas	115
3.3.1.2. Base de datos	116
3.3.2. Estrategia de razonamiento.....	116
3.3.2.1. Inclusión de la Difuminación en el tiempo en los Controladores Borrosos Temporales Difuminados	118
3.3.2.2. Transformaciones utilizadas en el motor de inferencia temporal difuminado.....	118
3.3.2.3. Efecto de la variación de los parámetros de las transformaciones.....	122
3.3.3. Estructura.	125
3.4. Justificación de la utilidad de los Controladores Borrosos Temporales Difuminados.	126
3.4.1. Mejoras frente a los Controladores Borrosos Clásicos y Controladores Borrosos Temporales.....	126
3.4.2. Mejoras en ambientes ruidosos.....	138
3.4.3. Mejoras en sistemas con sensores ruidosos.....	143
3.5. Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido.....	145
3.5.1. Representación del conocimiento.....	141
3.5.1.1. Base de reglas.	146
3.5.1.2. Base de datos.	147
3.5.2. Estrategia de Razonamiento	148
3.5.3. Estructura.	149
3.6. Justificación de la utilidad de los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.....	149
3.7. Conclusión	151

4. CAPÍTULO IV. ALGORITMOS GENÉTICOS DIRIGIDOS 155

4. Algoritmos Genéticos Dirigidos	157
4.1. Introducción.....	157
4.2. Estudio del efecto de los Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos, Controladores Borrosos Temporales y Controladores Borrosos Temporales Difuminados	158
4.2.1. Algoritmos Genéticos aplicados a Controladores Borrosos.....	158
4.2.1.1. Estructura de las bases de conocimiento	159
4.2.1.2. Obtención de las bases de conocimiento	164
4.2.1.3. Descripción del procedimiento experimental propuesto para el estudio.....	171
4.2.1.4. Resultados experimentales.....	175
4.2.1.5. Inconvenientes observados en la aplicación de Algoritmos Genéticos a los Controladores Borrosos Temporales y Difuminados.	177
4.2.2. Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a Controladores Borrosos Temporales	178
4.2.2.1. Estructura de las bases de conocimiento	179
4.2.2.2. Obtención de las bases de conocimiento	180
4.2.3. Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a Controladores Borrosos Temporales Difuminados	181
4.2.3.1. Estructura de las bases de conocimiento	181
4.2.3.2. Obtención de las bases de conocimiento	182
4.2.4. Ejemplos.....	182
4.3. Estudio del efecto de los Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Basados en Reglas Temporales y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos	192
4.3.1. Algoritmos Genéticos aplicados a Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.....	192
4.3.1.1. Estructura de las bases de conocimiento	192
4.3.1.2. Obtención de las bases de conocimiento	195

4.3.1.3. Inconvenientes observados en su aplicación en Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.....	197
4.3.2. Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos	198
4.3.2.1. Estructura de las bases de conocimiento	198
4.3.2.2. Obtención de las bases de conocimiento	200
4.3.3. Ejemplos	201
4.4. Conclusión	202

5. CAPÍTULO V. APLICACIÓN DEL CONTROL BORROSO TEMPORAL DIFUMINADO EVOLUTIVO, AL ENCAMINAMIENTO ADAPTATIVO EN REDES DE COMUNICACIONES	215
---	------------

5. Aplicación del Control Borroso Temporal Difuminado Evolutivo, al Encaminamiento Adaptativo en Redes de Comunicaciones.....	217
5.1. Introducción.....	217
5.2. Evaluación del comportamiento de una red de conmutación de paquetes.	218
5.3. Integración de un Controlador Borroso en una estrategia de encaminamiento adaptativa	220
5.4. Integración de un Controlador Borroso Clásico Evolutivo en una estrategia de encaminamiento adaptativa.....	223
5.5. Integración de un Controlador Borroso Temporal Evolutivo en una estrategia de encaminamiento adaptativa.....	225
5.6. Integración de un Controlador Borroso Temporal Difuminado Evolutivo en una estrategia de encaminamiento adaptativa	227
5.7. Integración de un Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Evolutivo en una estrategia de encaminamiento adaptativa	229
5.8. Integración de un Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido Evolutivo en una estrategia de encaminamiento adaptativa.....	231
5.9. Conclusión	232

6. CAPÍTULO VI. RESULTADOS OBTENIDOS 235

6. RESULTADOS OBTENIDOS.....	237
6.1. Introducción.....	237
6.2. Características del sistema experimental empleado	237
6.2.1. Simulador de redes de conmutación de paquetes	238
6.3. Diseño de los experimentos realizados.....	240
6.3.1. Experimentos diseñados para evaluar el comportamiento del sistema experimental.	240
6.3.2. Experimentos orientados a la adquisición del conocimiento.	242
6.3.2.1. Caracterización de los Controladores Borrosos aplicados al encaminamiento, empleados en sistemas experimentales de adquisición de conocimiento.....	242
6.3.2.2. Caracterización de los sistemas experimentales de aprendizaje genético aplicado al control borroso del encaminamiento.....	247
6.3.3. Experimentos realizados para comparar el comportamiento de distintos sistemas de control evolutivos presentados	250
6.4. Resultados obtenidos.....	252
6.4.1. Resultados del proceso de aprendizaje genético.	252
6.4.1.1. Para entornos de carga variada	253
6.4.1.2. Para entornos de carga alta	255
6.4.2. Resultados de la comparación de las estrategias de encaminamiento.	257
6.4.2.1. Para entornos de carga variada	263
6.4.2.2. Para entornos de carga alta	275
6.5. Análisis de la idoneidad de los resultados obtenidos.....	287
6.5.1. Análisis de los resultados de la comparación de las estrategias de encaminamiento.....	287
6.5.1.1. Para entornos de carga variada	287

6.5.1.2. Para entornos de carga alta.....	290
6.5.2. Análisis de los resultados del proceso de aprendizaje genético.	292
6.5.2.1. Para entornos de carga variada.....	292
6.5.2.2. Para entornos de carga alta.....	295
6.5.3. Conclusión sobre la idoneidad de las técnicas y algoritmos propuestos.....	298

7. CAPÍTULO VII. CONCLUSIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN	301
--	------------

7. Conclusiones y futuras Líneas de Investigación	303
7.1. Conclusiones.....	303
7.2. Futuras Líneas de Investigación.	309

BIBLIOGRAFÍA.....	311
--------------------------	------------

Bibliografía	313
--------------------	-----

PUBLICACIONES.....	329
---------------------------	------------

Publicaciones	331
---------------------	-----

RESUMEN

En esta tesis se presenta una metodología para mejorar las prestaciones de los algoritmos de encaminamiento adaptativos. El procedimiento propuesto está basado en el empleo sistemas borroso-genéticos evolutivos aplicados al encaminamiento adaptativo distribuido, en redes de comunicaciones de conmutación de paquetes.

La metodología propuesta se puede descomponer en tres partes:

1. Desarrollo de los Controladores Borrosos Temporales Difuminados y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.
2. Desarrollo de los Algoritmos Genéticos "Dirigidos".
3. Aplicación de los Sistemas Borroso-Genéticos Evolutivos al encaminamiento adaptativo distribuido en redes de conmutación de paquetes.

Tras la identificación de los problemas asociados al control con Controladores Borrosos Clásicos, Controladores Borrosos Temporales y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, para solucionarlos, en este documento se propone el uso de Controladores Borrosos Temporales Difuminados y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos, que incorporan el concepto de la Difuminación temporal. Para los últimos controladores se presentan las innovaciones introducidas en: representación del conocimiento, contenido en sus bases de reglas y de datos, así como su estrategia de razonamiento.

Tras la identificación de los problemas asociados al empleo de Algoritmos Genéticos aplicados a estos últimos controladores, para solucionarlos, en este documento se propone el uso de Algoritmo Genéticos "Dirigidos", que generan una mejora en la "bondad" de la base de conocimiento obtenida, así como en la velocidad de aprendizaje. Esta mejora es debida a forzar la aparición de grupos útiles de reglas (temporales y no temporales) con el mismo antecedente, eliminando así la búsqueda aleatoria. Para este Algoritmo Genético se presenta sus novedades en: la estructura de las bases de conocimiento y la adquisición de conocimiento.

El empleo de una única métrica para el encaminamiento adaptativo en redes de comunicaciones, es insuficiente para reflejar el estado actual del enlace. Para solucionar este problema se propone el uso de dos métricas: el retardo medio de los paquetes en el enlace y el jitter del retardo de los enlaces, medidas en los intervalos de muestreo previos, para obtener una métrica simple: la variable de salida de un Controlador Borroso. Los resultados experimentales muestran que la inclusión, en el proceso de encaminamiento, de Controladores Borrosos Temporales Difuminados y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales mejoran las prestaciones de la red. Esta mejora es debida a la obtención de valores de la métrica que se adaptan a

diferentes circunstancias, para evitar la congestión de los enlaces y altas oscilaciones en el encaminamiento.

ABSTRACT

In this thesis a methodology to improve the adaptive distributed routing performance is proposed. This procedure is based in the use of evolutionary genetic-fuzzy systems applied to the adaptive distributed routing, in packet-switched network communications.

This proposed methodology can be divided into three component parts:

1. Development of Faded Temporal Fuzzy Logic Controllers and Hybrid Fuzzy Temporal Rules-based Controllers.
2. Development of Genetic Algorithm "Heading".
3. Application of Evolutionary Genetic Fuzzy Systems to the adaptive distributed routing in packet-switched networks.

After the identification of problems associated to the control with Fuzzy Logic Controllers, Temporal Fuzzy Logic Controllers and Fuzzy Temporal Rules-based Controllers, to solve them, in this document, it is proposed the use of Faded Temporal Fuzzy Logic Controllers and Hybrid Fuzzy Temporal Rules-based Controllers, which include the concept of temporal fading. For the last controllers, it is presented their news in: knowledge representation contained in the rules and knowledge bases and reasoning strategies.

After the identification of problems associated with the use of Genetic Algorithm applied over these latest controllers, to solve them, in this document, it is proposed the use of Genetic Algorithm "Heading", which produce an improvement on the "fitness" of the knowledge base obtained, and on the learning speed. These improvements are ascribed to force the appearance of a useful group of rules (temporal and non temporal) with the same antecedent, so that it is eliminated the random search. For this Genetic Algorithm it is presented their news in: structure of knowledge basis and knowledge adquisition.

The use of a single metric for adaptive routing, in communication networks, is insufficient to reflect the actual state of the link. To solve this problem, it is proposed the use of two metric: the average link packets delay and the link packets jitter delay, measurements from the previous sampling intervals, to obtain a single metric: the output variable of a Fuzzy Logic Controller. The experimental results show that the insertion, in the routing process, of Evolutionary Temporal Fuzzy Logic Controllers or Hybrid Fuzzy Temporal Rules-based Controllers improve the network performance. This improvement, it is due to obtain metric values that are adapted to each different circumstances, to avoid the link congestion and high routing oscillation.

Capítulo I:

INTRODUCCIÓN.

1. INTRODUCCIÓN.

Tal y como su título indica, la presente Tesis aborda fundamentalmente tres cuestiones:

- a) La extensión de los controladores borrosos mediante la introducción de información temporal en los mismos (utilizando para ello diferentes enfoques)
- b) La utilización de estrategias evolutivas (en concreto algoritmos genéticos) para la generación de conocimiento en los antes citados controladores borrosos temporales
- c) La aplicación de las ideas previas a la resolución del problema de encaminamiento adaptativo en redes de comunicaciones.

Antes de entrar en profundidad en el estudio de estas cuestiones se hará una pequeña introducción a las mismas.

1.1. Lógica borrosa, algoritmos genéticos y encaminamiento adaptativo.

En los últimos años, los ingenieros de control, han encontrado en la Lógica Borrosa, una herramienta potente para ser aplicada en un conjunto amplio de sistemas complejos.

En los controladores convencionales el algoritmo de control es analíticamente descrito mediante un conjunto de ecuaciones, en cambio, en los Controladores Borrosos [LEE 90], este conjunto de ecuaciones es sustituido por un algoritmo basado en conocimiento [MAG 96]. De esta manera, los sistemas basados en la Lógica Borrosa son capaces de dotar a los controladores, de conocimiento y razonamiento típicamente humano, en la medida en que dicho razonamiento incorpore vaguedad o imprecisión en su descripción.

Los Controladores Borrosos (FLCs) pueden considerarse como un sistema basado en conocimiento, en el que el conocimiento humano es incorporado en sus Bases de Conocimiento, a través de un conjunto de reglas lingüísticas y las funciones de pertenencia, que caracterizan a los conjuntos borrosos asociados a las variables del sistema a controlar.

Cuando se diseña un Controlador Borroso, es necesario un experto capaz de proporcionar el conocimiento que debe introducirse en la Base de Conocimiento del controlador. Si este conocimiento no está disponible o no es lo suficientemente

bueno, para la adquisición o mejora de éste, habrá que acudir a un proceso de aprendizaje o adaptación [MAG 96].

En la naturaleza, los individuos que mejor se adaptan a su entorno, son los que más viven y más se reproducen. En un periodo de tiempo y con muchas generaciones de individuos, la población llega a contener más individuos cuyos cromosomas se trasladan a estructuras y a comportamientos adecuados a su entorno, sobreviviendo y reproduciéndose en un alto índice. De esta forma, con el tiempo, la estructura de los individuos, en la población, cambia debido a la selección natural [DAR 59].

La idea de aplicar los principios en los que se basa la evolución natural, como reglas en los procedimientos de búsqueda, ha sido abordada desde varios enfoques. Todas estas aportaciones, han cristalizado en lo que se denomina Computación Evolutiva (CE), que recoge las distintas vertientes en el diseño de Algoritmos de Evolución (AE). Estos algoritmos son herramientas para el análisis de sistemas no lineales complejos por medio de simulación computacional, y basados en los principios en los que se fundamentan los procesos de evolución natural. Las diferentes variantes de Algoritmos de Evolución existentes actualmente son:

- a) Algoritmos Genéticos (AG) [HOL 75] [GOL 89].
- b) Estrategias de Evolución (EE) [REC 73] [SCH 81] [BAC 91].
- c) Programación Evolutiva (PE) [FOG 66] [FOG 91].

Los Algoritmos Genéticos son procedimientos adaptativos para la búsqueda de soluciones en espacios complejos inspirados en la evolución biológica, con patrones de operaciones basados en el principio darwiniano de reproducción y supervivencia, de los individuos que mejor se adaptan al entorno en el que viven.

Los Sistemas Borroso-Genéticos son Sistemas Borrosos a los que se les ha incorporado un mecanismo de aprendizaje evolutivo, basado en Algoritmos Genéticos. En la actualidad, los Sistemas Borroso-Genéticos están siendo utilizados para solucionar problemas en diversos ámbitos:

- a) Clasificación:
 - 1. Diagnóstico de infarto de miocardio [HOU 92] [VAL 94].
 - 2. Diagnóstico de cáncer de pecho [PEÑ 98] [PEÑ 99-1] [PEÑ 99-2].
- b) Modelado de sistemas:
 - 1. Distribución de energía [COR 99].
 - 2. Predicción del envejecimiento dental [LEE 96].

c) Control de sistemas:

1. Péndulo invertido [JAM 97] [WAN 94].
2. Supervisión de la operación en plantas de energía fósil [MAG 93] [VEL 92].
3. Control industrial [REY 95] [RUA 99].
4. Automoción [VON 92] [ROD 00] [ROS 99].
5. Regulación de sistemas fotovoltaicos [BAG 02] [GAL 01].

d) Robótica:

1. Robots móviles [DRI 00] [HOF 00] [AGU 00] [CAL99] [MAN 99] [MUC 02-2].
2. Robots basados en comportamiento [BRO 86].

e) Medicina [BAR 02].

Una red de comunicaciones [HER 91] es un conjunto organizado de recursos (habitualmente clasificados en medios de transmisión y elementos de conmutación), que proporciona las vías de comunicación necesarias para establecer la interconexión de equipos, permitiendo la transmisión de información desde el origen al destino.

Una red de conmutación de paquetes [HER 91] [STA 00] es una red de comunicaciones conmutada, en la que los terminales introducen información en forma de estructura de datos de longitud variable, llamadas paquetes. En cada nodo de la ruta, el paquete se recibe, se almacena temporalmente y se envía al siguiente nodo, una vez que se ha realizado el proceso de encaminamiento. Para implementar este almacenamiento en los nodos existen colas, de forma que cada paquete espera hasta que pueda ser transmitido a un enlace de salida.

Se puede definir el encaminamiento [BER 92] [COM 00] [STA 00] [TAN 03] como un proceso mediante el cual tratamos de encontrar un camino entre dos puntos de la red: el nodo origen y el nodo destino. El objetivo que se persigue es encontrar las mejores rutas entre pares de nodos.

Para intentar alcanzar el mencionado objetivo, en la mayoría de redes de conmutación de paquetes se utiliza algún tipo de técnica de encaminamiento adaptable, de manera que las decisiones de encaminamiento cambien en la medida que lo hacen las condiciones de la red.

Por mejor ruta se entiende aquella que cumple alguna de estas condiciones [BER 92] [STA 00] [TAN 03]:

- a) Presenta el menor retardo medio de tránsito.
- b) Consigue mantener acotado el retardo, entre pares de nodos de la red.
- c) Consigue ofrecer altas cadencias efectivas.
- d) Ofrezca el menor coste.

Siendo el grado de cumplimiento del subconjunto formado por las tres primeras condiciones, el que determina la calidad de servicio ofertada por la red, y por tanto la bondad del comportamiento de la misma.

Los retardos sufridos por los paquetes vendrán dados por el tamaño de las colas y el tiempo de tratamiento de los paquetes, que será función del tamaño de los mismos, ya que se usa la técnica de almacenamiento y reenvío. Estos retardos, por lo tanto, son variables y dependerán de la carga de tráfico en la red. Como el tamaño de las colas es limitado, la memoria en los nodos de conmutación no es infinita, cuando se llenen habrá que descartar paquetes si llegan nuevos, de manera que se produce pérdida de información, lo que degrada la calidad de servicio ofrecida.

Esta tesis presenta la utilización de Sistemas Borroso-Genéticos aplicados al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes. Empleando Técnicas Evolutivas al Control Borroso Temporal, se ha conseguido mejorar la toma de decisiones de encaminamiento, en los nodos de la red, y por tanto el comportamiento global de la red.

1.2. Objetivos de la tesis.

La tesis que se expone en este documento, puede enmarcarse dentro de dos campos de conocimiento:

- a) Los Sistemas Borroso-Genéticos.
- b) Las Redes de Comunicaciones.

Los objetivos de esta tesis se ubicarán en dichos campos.

- a) Objetivos en el ámbito de los Sistemas Borrosos.

Desarrollar nuevos algoritmos de Control Borroso Temporal y Control Borrosos basado en Reglas Temporales.

Los Controladores Borrosos Temporales son Controladores Borrosos que pueden retrasar, de forma borrosa en el tiempo, la aplicación de las acciones de control sugeridas por las reglas disparadas [CAR 98-1].

Los Controladores Borrosos Temporales fueron propuestos como una extensión de los Controladores Borrosos Clásicos, para dar solución a algunas limitaciones inherentes a su principio de funcionamiento.

Los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, son Controladores Borrosos que toman en consideración el estado del sistema controlado, durante un intervalo de tiempo anterior, para proponer las acciones correctoras, sugeridas por las reglas disparadas.

Los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales fueron propuestos como una extensión de los Controladores Borrosos Clásicos, para dar solución a los problemas de oscilación que se generaban en las variables de operación.

En esencia, el principal inconveniente que surge de la aplicación de Controladores Borrosos Temporales y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales está asociado a la dificultad que presentan, para poder afinar adecuadamente el valor asignado a la variable de operación, en cada regla disparada.

Para salvar este problema, se ha desarrollado dos nuevos motores de inferencias que permitan aumentar el intervalo de actuación temporal de la acción correctora, sin aumentar su influencia global sobre el sistema, aumentando así la probabilidad de ubicar correctamente la acción correctora. A estos nuevos controlador se les ha denominado Controlador Borroso Temporal Difuminado [GAD 00-3] [GAD 01-3] y Controlador Borroso Basado en Reglas Temporales Híbrido [GAD 00-3] [GAD 01-3].

b) Objetivos en el ámbito de los Sistemas Borroso-Genéticos.

Desarrollar un nuevo algoritmo de aprendizaje genético para la adquisición de conocimiento en Controladores Borrosos Temporales, Controladores Borrosos Temporales Difuminados y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.

Para la obtención de las Bases de Conocimiento a utilizar, tanto en los Controladores Borrosos Temporales, como en los nuevos Controladores Borrosos Temporales Difuminados y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos propuestos, se pretende utilizar Algoritmos Genéticos, según el enfoque de Pittsburgh [SMI 80].

Los mencionados controladores, entre otras cosas, se caracterizarán por reglas que incorporan un consecuente temporal. Por tanto, los cromosomas,

resultantes de codificar las Bases de Conocimiento, tendrán una mayor longitud. Lo que se traducirá en un mayor espacio de soluciones posibles, y por tanto un mayor tiempo de búsqueda para obtener un conocimiento adecuado [GAD 01-2].

El objetivo que se pretende conseguir, con el desarrollo de un nuevo algoritmo de aprendizaje genético, es la obtención de conocimiento con un tiempo de búsqueda razonable y con un coste computacional moderado.

Para ello se propone, limitar el proceso genético de búsqueda al espacio de soluciones (bases de conocimiento) con estructura adecuada. A esta técnica se la ha denominado Algoritmos Genéticos Dirigidos [GAD 01-2].

c) Objetivos en el ámbito de las Redes de Comunicaciones.

1. Aplicación al encaminamiento de Controladores Borrosos Temporales.

En los sistemas de encaminamiento adaptativos, tanto en los clásicos como en los basados en control borroso, las rutas serán calculadas y actualizadas cada " T " segundos.

Por tanto, el primer problema observado, es la imposibilidad de reencaminar el tráfico en cualquier instante, quedando así mermada la adaptabilidad a cambios en la red.

Para salvar este escollo, es necesario que el sistema de encaminamiento pueda modificar el valor tomado por la métrica de cada enlace en cualquier instante de tiempo. Para conseguir este objetivo, se propone el uso de Controladores Borrosos Temporales, que permiten retardar en el tiempo la actuación sobre su variable de operación (modificación del valor de la métrica).

2. Aplicación al encaminamiento de Controladores Borrosos Basados en Reglas Temporales.

Para evitar el problema de la aparición de oscilaciones en el proceso de encaminamiento (enlaces con carga alta y baja secuencialmente), puede ser interesante tener en cuenta la información sobre el estado de los enlaces, no sólo en el último intervalo de muestreo, sino también en intervalos anteriores, para así poder obtener una métrica que no presente grandes oscilaciones.

Para conseguir este objetivo, se propone la utilización de Controladores Borrosos Basados en Reglas Temporales, que permita obtener valores de la métrica, que se adapten a diferentes circunstancias, evitando la congestión de los enlaces, a la vez que grandes oscilaciones en los valores tomados por dicha métrica.

3. Aplicación al encaminamiento de Controladores Borrosos Temporales Difuminados y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.

En los Controladores Borrosos Temporales, la existencia de ruido externo, así como las reglas disparadas, durante el intervalo de aplicación de las acciones propuestas por la variable de operación, provocarán un desplazamiento en el instante de tiempo en el que el estado no deseado, que se desea corregir, se produce. De esta manera las acciones correctoras programadas (valor dado a la métrica) perderán eficiencia y, por tanto también, las prestaciones del mecanismo de encaminamiento diseñado.

En los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, tomando en consideración la información sobre el estado de los enlaces en los instantes actual y anteriores, las rutas serán calculadas y actualizadas cada " T " segundos, y por tanto es imposible reencaminar el tráfico en cualquier instante, disminuyendo así la capacidad de adaptación del sistema de encaminamiento.

Asociado a la inclusión de un intervalo de retardo en la aplicación de las acciones propuestas por la variable de operación, aparece una problemática relacionada con la posible existencia de ruido externo, así como de reglas disparadas, durante el citado intervalo, que provocarán un desplazamiento en el instante de tiempo en el que el estado no deseado, que se desea corregir, se produce. De esta manera las acciones correctoras programadas (valor dado a la métrica) perderán eficiencia y, por tanto también, las prestaciones del mecanismo de encaminamiento diseñado.

Para salvar la problemática asociada tanto a los Controladores Borrosos Temporales como a los basados en Reglas Temporales, se han desarrollado dos nuevos motores de inferencias que permita aumentar el intervalo de actuación temporal de la acción correctora (métrica), sin aumentar su influencia global sobre el sistema, aumentando así la probabilidad de ubicar correctamente la acción correctora (métrica).

Estos controladores, llamados Borrosos Temporales Difuminados y Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos, gozarán de la capacidad de programar, de manera difuminada, acciones diferidas en el tiempo. Esta habilidad, deberá permitir programar la modificación del encaminamiento, dentro del intervalo de muestreo, sin tener que esperar a la llegada del próximo instante de muestreo, con una mayor probabilidad para prevenir la degradación de las prestaciones de la red.

4. Desarrollar un sistema de encaminamiento evolutivo.

Para que un sistema de encaminamiento basado en Controladores Borrosos funcione correctamente, será necesario encontrar una buena base de conocimiento. Para ello se propone utilizar:

- En la adquisición de conocimiento, en Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, Algoritmos Genéticos.
- En la adquisición de conocimiento, en Controladores Borrosos Temporales, Controladores Borrosos Temporales Difuminados y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos, la técnica denominada Algoritmos Genéticos Dirigidos [GAD 01-2], cuyo desarrollo es uno de los objetivos de esta tesis.

1.3. Estructura de la tesis.

La tesis, aquí presentada, está estructurada en 7 capítulos.

a) Capítulo I. Introducción.

Se corresponde con el presente capítulo.

b) Capítulo II. Estado del arte.

Teniendo en cuenta que las aportaciones, de esta tesis, se ubicarán en los anteriormente mencionados campos de conocimiento. En este capítulo, se realiza una revisión sobre el estado del arte en:

1. Los Sistemas Borroso-Genéticos.

Para ello, se realizará un estudio de:

- Controladores Borrosos.
- Controladores Borrosos Temporales.
- Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

En cada uno de estos apartados, se presentarán aspectos como, la representación del conocimiento, estrategia de razonamiento y estructura, seguida en cada una de estos controladores.

Una parte importante, dentro de la definición de los Controladores Borrosos, se refiere a la obtención del conocimiento, por ello, se dedica un apartado a la introducción a los Algoritmos Genéticos.

Si bien, los Algoritmos Genéticos son un algoritmo de búsqueda de propósito general, adaptándolos adecuadamente, se pueden utilizar para la obtención del conocimiento necesario para la correcta operación de los controladores borrosos. De ahí que se aborden aspectos como la estructura básica del algoritmo y sus componentes fundamentales.

La integración de Sistemas de Control Borroso y Algoritmos Genéticos, ha dado lugar a los Sistemas Borroso-Genéticos, que facilitan el aprendizaje del conocimiento. Por ello se presentará la estructura general de estos sistemas, así como las modificaciones a que han sido sometidos el método de trabajo y componentes fundamentales, de los Algoritmos Genéticos, con la finalidad de adaptarse al objetivo de buscar conocimiento, en el marco de actuación de los sistemas borrosos.

2. Las Redes de Comunicaciones.

El objetivo final de esta tesis, se puede resumir en la utilización de Técnicas Evolutivas de Control Borroso Temporal, aplicadas al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes, para así optimizar el funcionamiento de éstas.

Por ello que en este apartado se realizará una breve aproximación a:

- Las redes de comunicaciones de conmutación de paquetes.
- La estructura de los nodos de interconexión en estas redes.
- El proceso de encaminamiento.
- Los métodos de encaminamiento.
- El encaminamiento adaptativo.
- Los protocolos de encaminamiento.

Para posteriormente pasar a describir la utilidad de aplicar el control borroso al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes, destacando los desarrollos realizados, en este sentido, hasta la fecha.

c) Capítulo III. Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

Una vez expuestas las características de los sistemas de control, estudiados en el estado del arte, se abordará detenidamente, en este capítulo, las ventajas e inconvenientes que cada estrategia presenta, en el ámbito del control de sistemas.

Para resolver los problemas detectados se propondrán dos nuevas estrategias de control denominadas:

1. Control Borroso Temporal Difuminado.
2. Control Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido.

El estudio de estos nuevos controladores se centrará en la exposición de sus elementos básicos; a saber:

1. La representación del conocimiento.
2. La estrategia de razonamiento.
3. La estructura del conmutador.

d) **Capítulo IV. Algoritmos Genéticos Dirigidos.**

En este capítulo, se realiza un recorrido que abordará los siguientes aspectos:

1. Utilización y adaptación de los Algoritmos Genéticos como metodología de adquisición de conocimientos en:
 - Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.
 - Controladores Borrosos Temporales.
 - Controladores Borrosos Temporales Difuminados.
 - Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.
 - Limitaciones observadas en la aplicación, de los Algoritmos Genéticos, a los mencionados controladores.
2. Modificación del algoritmo, para reducir la búsqueda aleatoria, limitando el espacio de búsqueda de soluciones (bases de conocimiento), a aquellas bases con estructura correcta. Propuesta: Algoritmos Genéticos Dirigidos.

e) **Capítulo V. Aplicación del Control Borroso Temporal Difuminado Evolutivo, al encaminamiento adaptativo en redes de comunicaciones.**

El objetivo de lo enunciado en el título de este capítulo, es mejorar las prestaciones de la red. Para ello, se propondrá:

1. La definición de una función que permita medir, eficientemente, el comportamiento de una red de conmutación de paquetes.

2. La integración, dentro de la estrategias de encaminamiento adaptativo, de:

- Controladores Borrosos Clásico Evolutivos.
- Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Evolutivos.
- Controladores Borrosos Temporales Evolutivos.
- Controladores Borrosos Temporales Difuminados Evolutivos.
- Controladores Borrosos con Reglas Temporales Híbridos Evolutivos.

Para todos, y cada uno de ellos, en el contexto de su aplicación al problema del encaminamiento, en redes de conmutación de paquetes, se van a definir los elementos, diferenciales, que caracterizan a:

- Sus bases de conocimiento.
- Sus estrategias de razonamiento.
- Las fases que intervienen en el proceso genético dirigido, de adquisición del conocimiento almacenado en sus bases.

f) Capítulo VI. Resultados obtenidos.

En este capítulo, se va a describir:

1. Las características del sistema experimental utilizado: simulador de redes de comunicaciones, de conmutación de paquetes.
2. El diseño de los experimentos realizados. Así para el sistema experimental propuesto se exponen los:
 - Experimentos diseñados para evaluar el comportamiento del sistema.
 - Experimentos orientados a la adquisición del conocimiento.
 - Experimentos enfocados a comparar el comportamiento de distintos sistemas de control evolutivos, aquí estudiados.
3. Los resultados obtenidos, de la ejecución de los experimentos propuestos.
4. El análisis de la idoneidad de los resultados obtenidos.

g) Capítulo VII. Conclusiones y futuras líneas de investigación.

En este capítulo se presentan:

1. Un conjunto de conclusiones, extraídas de los resultados obtenidos y plasmados en el capítulo anterior.
2. Las posibles acciones futuras que desarrollen y mejoren las aportaciones de esta tesis.

Capítulo II:

ESTADO DEL ARTE.

2. ESTADO DEL ARTE.

2.1. Introducción.

En este capítulo, teniendo en cuenta que las aportaciones de esta tesis se ubicarán en los campos de los sistemas borroso-genéticos y de las redes de comunicaciones, se va a realizar una aproximación al estado del arte de ambas parcelas de conocimiento.

Así en primer lugar se realiza una introducción a la Lógica Borrosa, sobre cuyas bases se fundamenta el principio de funcionamiento de los Controladores Borrosos. Seguidamente se entrará en el estudio, en detalle, de los siguientes tipos de controladores:

- a) Controlador Borroso Clásico.
- b) Controlador Borroso Temporal.
- c) Controlador Borroso basados en Reglas Temporales.

En ellos se abordarán aspectos como, la representación del conocimiento, la estrategia de razonamiento y su estructura interna.

Hay elementos característicos de estos controladores que se abordarán con posterioridad, como la adquisición de conocimiento. Para ello se propone el uso de los Algoritmos Genéticos.

De ahí que en este capítulo se realice una revisión de los Algoritmos Genéticos, deteniéndonos en la descripción de los elementos que lo caracterizan y las fases que componen su algoritmo de funcionamiento.

En la siguiente sección se introducen los sistemas Borroso-Genéticos, detallando los bloques funcionales que componen su estructura y los distintos enfoques existentes. Indicando para cada uno de ellos, el esquema de codificación, la función de evaluación y operadores evolutivos.

Una vez descrita, las características generales de un sistema Borroso-Genético, se pasará a detallar las particularizaciones realizadas para la integración de este algoritmo, en los controladores antes estudiados.

Con el fin de enmarcar la importancia que presenta el proceso de encaminamiento en el comportamiento de las redes de conmutación de paquetes, en la siguiente sección se realizará una breve introducción a las redes de conmutación de paquetes, seguida de la descripción de la estructura de los nodos de interconexión y

del proceso de encaminamiento, haciendo mención a sus problemas asociados, así como mecanismos de mejora.

Antes de presentar algunos de los protocolos de encaminamiento, empleados en redes tcp/ip, con el fin de poderlos ubicar posteriormente, se presenta una clasificación de los métodos de encaminamiento y otra de los algoritmos de encaminamiento.

Para finalizar este capítulo, se pasará a describir los trabajos realizados, hasta la fecha, en la aplicación de control borroso y control borroso evolutivo al encaminamiento en redes de comunicaciones.

2.2. Control borroso.

Las bases teóricas de la Lógica Borrosa fueron enunciadas a principios de los años sesenta por Lotfi A. Zadeh, que la concibe como una generalización de la lógica tradicional de dos valores, permitiendo una gradación en los niveles de verdad, e incorporando un continuo infinito de estados intermedios entre proposiciones "absolutamente falsas" y "absolutamente verdaderas".

La Lógica Borrosa se puede entender desde dos puntos de vistas, según lo expuesto por el Prof. Zadeh [ZAD 65], de manera que:

- a) En un sentido estricto, la Lógica Borrosa es básicamente una lógica de razonamiento aproximado, o como una generalización y extensión de lógica multivaluada.
- b) En un sentido amplio, la Lógica Borrosa consiste en clases de objetos, en los que la pertenencia o no pertenencia es más gradual que abrupta.

Un Sistema Borroso, en sentido amplio, es un sistema basado en Lógica Borrosa, donde ésta puede utilizarse como base para la representación de diferentes formas de representación de conocimiento, o para modelar las interacciones existentes entre las variables de un sistema.

Un Controlador Borroso [PED 89] [LEE 90] es un sistema experto, que incorpora conocimiento humano en sus bases de conocimiento a través de un conjunto de reglas de control y de funciones de pertenencia [MAG 96].

Partiendo de una visión de los Controladores Borrosos, como sistemas basados en conocimiento, serán tres los aspectos a tener en cuenta en su definición [MAG 96]:

- a) La Representación del Conocimiento, necesario para la operación del controlador, está almacenado en una base de conocimiento, que está constituida, entre otros elementos, por:

1. Una base de reglas.
 2. Un conjunto de funciones de pertenencia.
- b) La Estrategia de Razonamiento, que está contenida en las definiciones de algunos conceptos relacionados con el procesamiento de la información, como:
1. Los operadores de agregación.
 2. Las conectivas.
 3. El método de inferencia.
- c) La Adquisición del Conocimiento, contenido en la base de conocimiento de los controladores borrosos, se puede realizar mediante los procesos de:
1. Adquisición de conocimiento.
 2. Adaptación o aprendizaje.

En nuestro trabajo, fundamentalmente, el conocimiento se adquirirá a través del aprendizaje, será por tanto un conocimiento evolutivo.

2.2.1. Controladores Borrosos Clásicos.

2.2.1.1. Representación del conocimiento.

Tal como se ha expuesto, el conocimiento se alberga en una base de conocimiento, a continuación se caracteriza, con detalle, cada uno de sus componentes.

2.2.1.1.1. Base de reglas.

Las reglas lingüísticas se definen por sus antecedentes y consecuentes [VEL 95], los cuales están asociados a conceptos borrosos. La estructura más común de las reglas en los controladores borrosos implica el uso de variables lingüísticas [ZAD 75] asociadas a los conjuntos borrosos. Este tipo de reglas, cuando utilizan múltiples entradas y una única salida, tienen la siguiente forma:

$$\begin{aligned} R_1: & \text{ if } x_1 \text{ is } A_{11} \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_{m1} \text{ then } y \text{ is } B_1. \\ & \dots \\ R_n: & \text{ if } x_1 \text{ is } A_{1n} \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_{mn} \text{ then } y \text{ is } B_n. \end{aligned}$$

Aunque ocasionalmente los consecuentes pueden ser funciones analíticas de las variables de entrada:

$$\begin{aligned} R_1: & \text{ if } x_1 \text{ is } A_{11} \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_{m1} \text{ then } y=f_1(x_1, \dots, x_m). \\ & \dots \\ R_n: & \text{ if } x_1 \text{ is } A_{1n} \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_{mn} \text{ then } y=f_n(x_1, \dots, x_m). \end{aligned}$$

En cualquiera de los dos posibles casos, “ x_i ” son las variables de entrada, “ A_{ij} ” son conjuntos borrosos relativos a las variables de entrada, “ y ” es la variable de salida, “ B_k ”, son los conjuntos borrosos relativos a la variable de salida, y “ f_i ” son funciones de las variables de entrada, normalmente de la forma:

$$f_i(x_1, \dots, x_m) = a_{0i} + a_{1i}x_1 + a_{2i}x_2 + \dots + a_{mi}x_m. \quad (2.1.)$$

La conectiva *and*, entre conceptos borrosos, es normalmente implementada a través de cualquier T-norma (los operadores más utilizados para ello son el producto o el mínimo, siendo este último el más aceptado) [COR 01].

Los sistemas que utilizan el primer tipo de reglas son llamados normalmente controladores de tipo Mamdani [MAM 74] [MAM 75], mientras los que utilizan el segundo tipo de reglas, son normalmente denominados controladores de tipo TSK (Takagi, Sugeno, Kang) [TAK 85].

En algunos casos, la representación del conocimiento contenido en el conjunto de reglas, se caracteriza mediante una relación borrosa. Una relación borrosa dentro de la colección de conjuntos borrosos (A_1, \dots, A_m) , “ B ”, es un subconjunto borroso dentro del producto cartesiano $(A_1 \times \dots, A_m \times B)$. En una relación borrosa, cada elemento del producto cartesiano $(A_{1i}, \dots, A_{mj}, B_k)$, tiene un grado de pertenencia a la relación representado por la función $\mu_R(A_{1i}, \dots, A_{mj}, B_k)$ y tomará valores dentro del intervalo $[0, 1]$.

El comportamiento completo de un sistema borroso puede ser caracterizado por una relación borrosa, que es una combinación de todas las relaciones borrosas por cada elemento del conjunto de reglas. Esta combinación puede representarse a través de la conectiva *also* [COR 01]:

$$R = \text{also } (R_1, \dots, R_n)$$

Esta conectiva, podría implementarse con cualquier T-conorma (siendo la más aceptada el operador máximo) [COR 01], y se utiliza para generar la salida borrosa. Esta salida borrosa consiste en un subconjunto borroso de “ Y ”. De dicha salida se obtiene una no borrosa, en el proceso de defuzzificación. Cuando se usa consecuentes, que son funciones de las variables de entrada al sistema borroso, la conectiva *also*, es implementada como una suma ponderada de reglas de salida, no siendo necesaria la mencionada defuzzificación.

La tercera posibilidad, a la hora de representar el comportamiento de un sistema borroso, es utilizar una tabla de decisión borrosa. Éstas representan un caso especial de relación, definidas sobre colecciones de conjuntos borrosos, que ligan las variables de entrada y de salida.

Como ejemplo de reglas reales, empleadas en este tipo de controlador, se presentan las siguientes, en las que se puede observar el aspecto que ofrece éstas:

$R1 (\text{ANGULO } 3) (\text{VELOC_ANG } 2) (\text{FUERZA } 9)$

$R2 (\text{ANGULO } 3) (\text{VELOC_ANG } 3) (\text{FUERZA } 4)$

$R3 (\text{ANGULO } 2) (\text{FUERZA } 4)$

$R4 (\text{ANGULO } 1) (\text{FUERZA } 2)$

$R5 (\text{ANGULO } 1) (\text{ACEL_ANG } 2) (\text{FUERZA } 2)$

Donde “angulo”, “Veloc_Ang” y “Acel_Ang” son variables de contexto y “Fuerza” es variable de operación.

2.2.1.1.2. Base de datos.

Contienen los conjuntos de términos lingüísticos utilizados en las reglas lingüísticas y las funciones de pertenencia que definen la semántica de las etiquetas lingüísticas. Cada variable lingüística involucrada en el problema, tendrá asociada una partición borrosa de su dominio, que se refiere al conjunto borroso asociado a cada uno de sus términos lingüísticos.

Intuitivamente, la idea de conjunto borroso hace referencia al grado de pertenencia de los elementos al conjunto, de forma que se asignarán grados de pertenencia comprendidos entre los valores 0 (exclusión total del elemento) y 1 (pertenencia completa del elemento). Los valores intermedios indican una pertenencia parcial de los elementos al conjunto. De esta forma, los conjuntos borrosos constituyen un método natural para representar la imprecisión y subjetividad propias de la actividad humana.

Formalmente, dado un universo “ U ”, un subconjunto borroso “ A ” se define por medio de su función de pertenencia “ $\mu(x)$ ”, definida sobre “ U ”, con valores en el intervalo $[0,1]$. En la figura 2.1. se han presentado algunas de las funciones de pertenencia más utilizadas.

Además, la base de datos, contiene también el factor de escalado, que es usado para transformar el dominio en que están definidos los conjuntos borrosos de las variables de entrada y de salida, en el universo de discurso, en el que los conjuntos

borrosos están definidos.

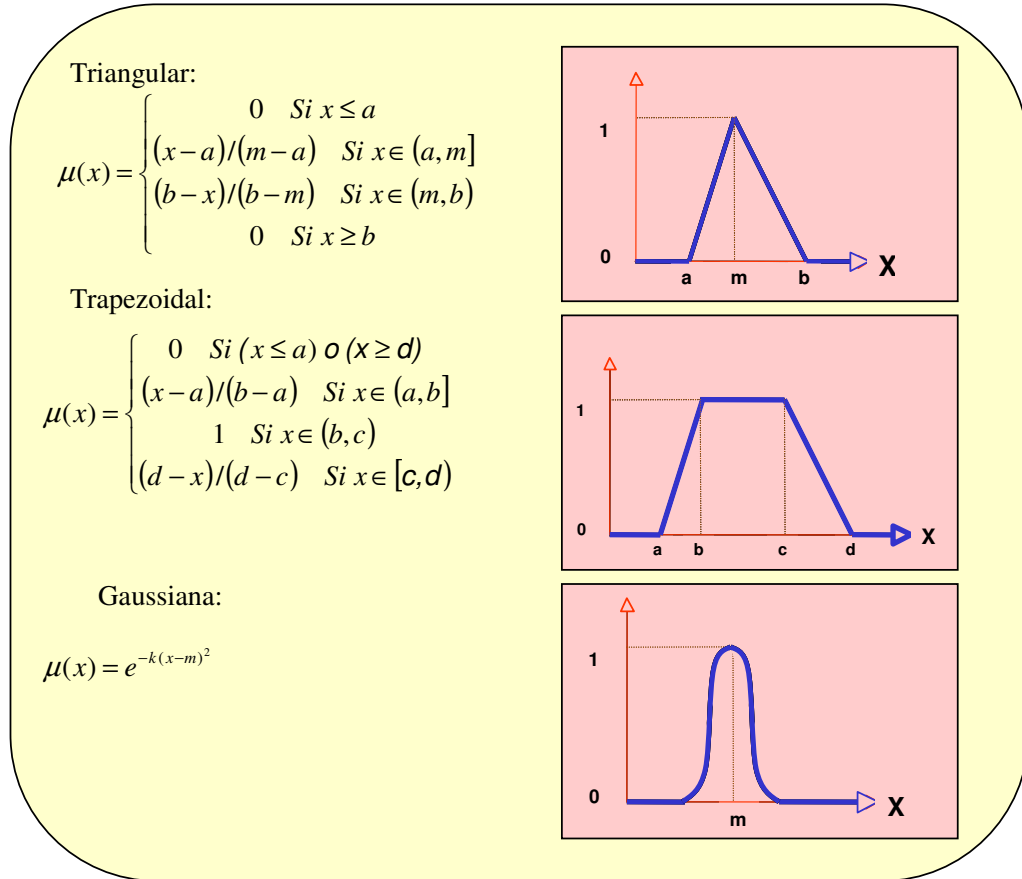


Figura 2.1. Tipos de funciones de pertenencia más usadas.

2.2.1.2. Estrategia de razonamiento.

El proceso de inferencia establece una relación entre los conjuntos borrosos $U = U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$, definidos en el dominio las variables de entrada X_1, \dots, X_n (también llamadas variables de contexto), y el conjunto borroso "V" definido en el dominio de la variable de salida "Y" (también llamada variable de operación).

El mecanismo de inferencia está basado en la aplicación de Modus Ponens generalizado, que es una extensión de la lógica Modus Ponens [ZAD 73].

$$\frac{\begin{array}{l} \text{Si } X \text{ es } A \text{ entonces } Y \text{ es } B \\ X \text{ es } A' \end{array}}{Y \text{ es } B'}$$

Una sentencia de la forma “If X is A then Y is B ” representa una relación entre “ A ” y “ B ” definida en $U \times V$. Esta relación borrosa es expresada por un conjunto borroso “ R ” cuya función de pertenencia “ $\mu_R(x,y)$ ” viene dada por:

$$\mu_R(x,y) = I(\mu_A(x), \mu_B(y)), \quad \forall x \in U, y \in V \quad (2.2.)$$

Donde:

“ $\mu_A(x)$ ”, es la función de pertenencia del conjunto borroso “ A ”.

“ $\mu_B(x)$ ”, es la función de pertenencia del conjunto borroso “ B ”.

“ I ”, es un operador de implicación borroso, que modela la relación borrosa existente entre las dos funciones de pertenencia.

La función de pertenencia del conjunto borroso “ B ” se obtiene aplicando la regla de inferencia composicional [ZAD 73] de la siguiente manera:

“ Si R es una relación borrosa definida en U y V , y A' es un conjunto borroso definido en U , entonces el conjunto borroso B' , inducido por A' , es obtenido de la composición de R y A' ”. Es decir:

$$B' = A' \circ R \quad (2.3.)$$

Por tanto cuando se aplica la regla i -ésima de la base de reglas:

$$R_i: \quad \text{if } x_{i1} \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots \text{ and } x_{in} \text{ is } A_{in} \text{ then } y \text{ is } B_i,$$

La expresión más simple de la regla de inferencia composicional es:

$$\mu_{B_i}(y) = I(\mu_{A_i}(x), \mu_{B_i}(y)) \quad (2.4.)$$

Donde:

$$\mu_{A_i}(x_0) = T(\mu_{A_{i1}}(x_1), \dots, \mu_{A_{in}}(x_n)) \quad (2.5.)$$

Siendo:

$x_0 = (x_1, \dots, x_n)$, los valores tomados por las variables de entrada.

“ T ”, es un operador conectivo borroso (una t-norma).

“I”, es un operador de implicación borroso.

El operador más común utilizado para implementar tanto “T” como “I” es el “t-norma mínimo”.

El proceso de inferencia consiste, en primer lugar, en la composición de la información contenida en los conjuntos borrosos de salida, seguido de la obtención de un valor único.

En el controlador de Mamdani, este proceso se puede implementar de dos maneras diferentes:

- a) Modo A-FATI: primero se realiza la composición y después la inferencia.

Proceso que se puede sintetizar en los siguientes pasos:

1. Composición de los conjuntos borrosos individuales “ B_i ”, generándose un conjunto “ B ” resultante. Operación que se realiza por medio de un operador borroso de agregación.

$$\mu_B(y) = G\{\mu_{B_1}(y), \mu_{B_2}(y), \dots, \mu_{B_n}(y)\} \quad (2.6.)$$

2. Empleo de un método de defuzzificación, “ D ”, que transforma el conjunto borroso “ B ” en un único valor de salida “ y_0 ”.

$$y_0 = D(\mu_B(y)) \quad (2.7.)$$

Normalmente, el operador borroso de agregación “ G ”, utilizado, es el máximo o el mínimo.

Para el operador de defuzzificación “ D ”, existen dos posibilidades:

- 1) El centro de gravedad.
- 2) La media de los máximos.

Siendo las expresiones, utilizadas para obtener las salidas no borrosas, las siguientes:

- 1) El centro de gravedad.

$$y_o = \frac{\int \mu_B(y) y dy}{\int \mu_B(y) dy} \quad (2.8.)$$

2) La media de los máximos

$$y_{inf} = \inf \{ z \mid \mu_{B'}(y) = \sup \mu_{B'}(y) \} \quad (2.9.)$$

$$y_{sup} = \sup \{ z \mid \mu_{B'}(y) = \sup \mu_{B'}(y) \} \quad (2.10.)$$

$$y_0 = \frac{y_{inf} + y_{sup}}{2} \quad (2.11.)$$

b) Modo B-FITA: primero se realiza la inferencia y después la composición.

Ahora la contribución de cada conjunto borroso, es tomada en cuenta de manera separada, y el valor devuelto al final de proceso de inferencia se obtiene después de aplicar la media o un operador de selección a los valores de salida, de la inferencia individual de cada conjunto borroso " B_i ".

El operador más comúnmente utilizado, para implementar el proceso de defuzzificación, es el de "valor máximo", cuya expresión es la siguiente:

$$y_0 = \frac{\sum_{i=1}^m h_i \cdot y_i}{\sum_{i=1}^m h_i} \quad (2.12.)$$

Donde:

" y_i " es el valor obtenido al aplicar el operador de defuzzificación de "centro de gravedad" o "máximo valor" al conjunto borroso " B_i ", que ha sido inferido por la regla " R_i ".

" h_i " es la contribución, de la entrada al sistema " x_0 ", al antecedente de la regla " i ".

$$h_i = \mu_A(x_0) \quad (2.13.)$$

Por tanto, este enfoque, permite evitar realizar la agregación de los conjuntos borrosos de salida de las reglas, lo que reduce el coste computacional necesario para su implementación.

2.2.1.3. Estructura.

La estructura genérica de un Controlador Borroso se muestra en la figura 2.2, [COR 01] [MAG 96] [MAG 97-1].

Los elementos que constituyen el sistema de control borroso son los siguientes:

- a) Normalizador.
- b) Fuzzificador.
- c) Motor de Inferencias.
- d) Base de Conocimiento.
- e) Defuzzificador.
- f) Desnormalizador.

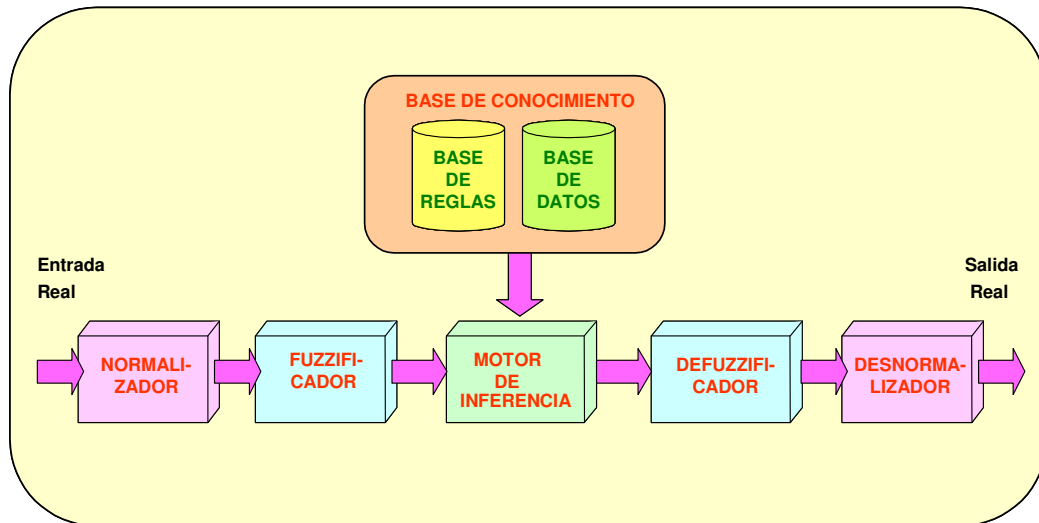


Figura 2.2. Estructura genérica de un Controlador Borroso.

A continuación se describirán, de manera somera, las funciones de cada uno de estos elementos.

- a) Normalizador: este módulo realiza la transformación de los valores, tomados por las variables de entrada del controlador, al intervalo normalizado de valores $[0,1]$ o $[-1,1]$.
- b) Fuzzificador: en este elemento se transforma un valor preciso tomado por las variables de entrada, en una información borrosa, asignándole un grado de pertenencia a cada uno de los conjuntos borrosos definidos en cada variable.

El grado de pertenencia se define mediante una función característica asociada a cada conjunto borroso; de manera que para cada valor “ x ” que pueda tomar una variable de entrada, la función característica “ $\mu_A(x)$ ”, proporciona el grado de pertenencia de este valor “ x ” al conjunto borroso “ A ”.

Para realizar la citada transformación, cuando el valor tomado por una variable es un valor preciso, se suele utilizar un operador de fuzzificación, también llamado de borrosificación, denominado “fuzzificador singleton” que, para un conjunto borroso “ A ” definido sobre un universo de discurso “ U ”, viene dado por la siguiente expresión:

$$\mu(x) = \begin{cases} 1, & \text{Si } x = x_0 \\ 0, & \text{Si } x \neq x_0 \end{cases} \quad x \in U \quad (2.14.)$$

Tal como se ha indicado este “borrosificador” es utilizado para describir formalmente una medida precisa mediante una función de pertenencia equivalente.

- c) Motor de Inferencia: en este módulo tiene lugar el proceso de inferencia de acciones de control borroso utilizando implicaciones borrosas, y las reglas de inferencia de Lógica Borrosa. Es decir, el motor de inferencia obtiene un conjunto borroso para cada variable de salida, a partir de los conjuntos borrosos de las variables de entrada, conforme a una relación definida tomando como referencia el conjunto de reglas borrosas.
- d) Base de Conocimiento. Este elemento funcional, contiene dos tipos diferenciados de información, almacenadas en las siguientes bases:
 - 1) Base de Datos. Contiene información acerca de la forma de los conjuntos borrosos, que es utilizada en el proceso de defuzzificación.
 - 2) Base de Reglas. Almacena una colección de reglas lingüísticas, que serán utilizadas por el motor de inferencias.
- e) Defuzzificador: como resultado del proceso de inferencia se obtiene un conjunto borroso. Teniendo en cuenta que las acciones de control borroso no son aplicables a ningún sistema a controlar, será necesario la existencia de un elemento funcional que transforme los conjuntos borrosos inferidos, para cada variable de salida, en un valor puntual, que pueda ser aplicado al sistema o proceso a controlar.
- f) Desnormalizador: este módulo transforma los valores tomados por las variables de salida del controlador, que están comprendidos en el intervalo $[0,1]$ o en el intervalo $[-1,1]$, al rango de valores adecuado, para que dichas variables de salida, hagan actuar correctamente al sistema controlado.

2.2.2. Control borroso basado en procesamiento temporal.

En este apartado se presenta una breve revisión de algunos trabajos, realizados con anterioridad, orientados a la incorporación de información temporal en sistemas de control borroso. Todos ellos presentan como característica común, que en sus propuestas incluyen de alguna manera explícita el tiempo como variable, siempre con el objetivo de aumentar la capacidad expresiva de las reglas para recoger una información marcadamente temporal, que facilite el control y el modelado de sistemas dinámicos.

El primero en proponer la representación de un intervalo de tiempo como un conjunto borroso fue Vitek [VIT 83]. En trabajos posteriores se realizaron generalizaciones o extensiones de la Lógica de Relaciones Temporales [ALL 84] a relaciones borrosas. En esta línea aparece la Lógica Temporal Borrosa de Dutta [DUT 88-1] [DUT 88-2] que propone una representación y un modelo para establecer relaciones temporales entre eventos. También como extensión de la propuesta de Allen [ALL 91], Kim y Oh alumbran un modelo que toma en consideración instantes e intervalos de tiempo borrosos [KIM 91].

Dubois y Prade [DUB 89] propusieron un modelo más general basado en una representación explícita de la imprecisión e incertidumbre del conocimiento temporal. Esta representación utiliza distribuciones de posibilidad basadas en la teoría de la posibilidad de Zadeh [ZAD 84], para expresar fechas e intervalos de tiempo borrosos, así como tiempos absolutos y relaciones temporales cualitativas. Algunas áreas de aplicación de este modelo son la planificación y gestión temporal de bases de datos.

En un trabajo posterior, Qian [QIA 92] presenta un modelo para el razonamiento temporal borroso, incluyendo relaciones entre eventos y entre intervalos temporales en entornos dinámicos. La representación del conocimiento y la estrategia de razonamiento propuesta fue aplicada al control de procesos de cracking.

Barro y otros [BAR 94] presentan un modelo para la representación y el manejo de referencias temporales borrosas, usando el formalismo de la teoría de la posibilidad. En este modelo se define un lenguaje, con su gramática asociada, para la expresión de información temporal borrosa. Esta propuesta ha sido utilizada en problemas de diagnóstico médico.

En 1995 Chen [CHE 95] describe un procedimiento para el razonamiento temporal en supervisión de procesos en el que es posible manejar, sobre una herramienta, relaciones temporales entre eventos, del estilo de las planteadas por Qian.

Maeda y otros [MAE 96] proponen un método de razonamiento borroso dinámico, que introduce un retardo entre el inicio y la conclusión en las reglas borrosas. Propuesta que introduce un “operador tiempo” y recoge la adaptación de cuatro

métodos de implicación borrosa (Lukasiewicz, Mamdani, Godel y Gaines-Rescher) a este operador temporal. Este enfoque ha sido aplicado al modelado de sistemas sociales con características temporales.

Carse y otros [CAR 98-1] presentan un modelo en el que se modifica la sintaxis de las reglas para introducir una representación explícita del tiempo, asociando etiquetas temporales a cada variable de salida del sistema borroso. En esta propuesta, las salidas del sistema son moduladas en el tiempo de acuerdo con el conjunto borroso temporal asociada a cada salida. Este modelo ha sido aplicado al control de temperaturas en fluidos y al encaminamiento adaptativo en redes de comunicaciones.

De los trabajos anteriormente comentados, en los siguientes apartados se va a abordar, con mayor detalle, los modelos de Carse, en adelante “Controlador Borroso Temporal”, y el de Barro, en adelante “Controlador Borroso basado en Reglas Temporales”.

2.2.3. Controladores Borrosos Temporales.

Este modelo de controlador borroso, que introduce en sus reglas y en su estrategia de razonamiento una representación explícita del tiempo, se inspira en la observación de la naturaleza. En ésta, muchos seres vivos sobreviven y crecen gracias a su habilidad para modelar su comportamiento a fin de explotar la compleja estructura espacial y temporal del entorno en el que habitan. La más elemental variación temporal en el entorno, está causada por el movimiento relativo de la tierra, la luna y el sol, que da lugar a ciclos diarios, lunares y anuales. No obstante, más interesante son las variaciones temporales, de carácter no periódico, que resultan de la interacción de los organismos con el entorno. De la observación de la naturaleza, se evidencia que los organismos vivos, hacen uso de un reloj interno para la representación del tiempo y la estimación de los ciclos e intervalos de tiempo transcurrido, para así controlar su comportamiento, a fin de explotar la estructura espacial del entorno. Del análisis de lo expuesto, se infiere que parece razonable incorporar, en los Sistemas Inteligentes, procesos temporales que incorporen las habilidades para la adaptación al entorno.

Para introducir el enfoque expuesto, en el párrafo anterior, en el marco de los sistemas borrosos, se incluye en la sintaxis de las reglas un elemento temporal, así como la definición de conjuntos borrosos temporales en las bases de datos, y una modificación del mecanismo de inferencia, para así aumentar las capacidad de adaptación del sistema en el tiempo.

Los Controladores Borrosos Temporales son un tipo particular de Controlador Lógico Borroso, en los que, siguiendo la filosofía que se acaba de exponer, una parte del conocimiento se encarga de situar, de forma borrosa en el tiempo, la aplicación de acciones sugeridas por el motor de inferencias [CAR 98-1].

De lo expuesto, se deduce que, se trata de un Controlador Borroso que presenta algunas diferencias respecto al estudiado en el apartado anterior, a saber:

a) En la Base de Conocimiento, incorpora:

- 1) La definición de funciones de pertenencia de nuevos conjuntos borrosos de carácter temporal.
- 2) Información sobre el intervalo temporal de aplicación de las acciones sugeridas por las reglas.

b) En la Base de Reglas:

Cada regla contiene un nuevo consecuente temporal, encargado de la ubicación temporal de las acciones de control propuestas.

c) En el motor de inferencias:

El nuevo algoritmo, debe incorporar los mecanismos necesarios, para proponer, a la salida, tanto acciones de control de realización instantánea, como retardadas en el tiempo.

Particularidades, éstas, que serán descrita más detalladamente en los siguientes subapartados.

Este modelo de controlador, ha sido empleado en distintas aplicaciones como control de temperaturas en procesos y encaminamiento adaptativo distribuido en redes de comunicaciones.

2.2.3.1. Representación del conocimiento.

En los dos subapartados siguientes se hace referencia a los aspectos diferenciadores, que se pueden observar, en el contenido de la base de reglas y de datos, de estos Controladores Borrosos Temporales, en contraste con los Borrosos Clásicos.

2.2.3.1.1. Base de reglas.

En este controlador las reglas se definen, ahora, por sus antecedentes, su consecuente y un nuevo elemento, que es el consecuente temporal. El aspecto que presentan estas reglas, en el caso de utilizar múltiples entradas y una sola salida, es:

R_1 : if x_1 is A_{11} and ... and x_m is A_{m1} then y is B_1 , while t is C_1
...
 R_n : if x_1 is A_{1n} and ... and x_m is A_{mn} then y is B_n , while t is C_n

Donde:

- " x_i " son las variables de entrada, " A_{ij} " son sus correspondientes conjuntos borrosos.
- " y " es la variable de salida, " B_k ", son los conjuntos borrosos relativos a dicha variable.
- " t " es la variable de actuación temporal asociada a la variable de salida, siendo los " C_i " los conjuntos borrosos correspondientes a la variable temporal.

Como ejemplo de reglas reales, empleadas en este tipo de controlador, se presentan las siguientes, en las que se puede observar el aspecto que ofrece éstas:

$R1$ (ANGULO 3) (VELOC_ANG 2) (FUERZA 9) (TIEMPO 0)

$R2$ (ANGULO 3) (VELOC_ANG 3) (FUERZA 4) (TIEMPO 3)

$R3$ (ANGULO 2) (FUERZA 4) (TIEMPO 1)

$R4$ (ANGULO 1) (FUERZA 2) (TIEMPO 2)

$R5$ (ANGULO 1) (ACEL_ANG 2) (FUERZA 2) (TIEMPO 4)

Donde "*angulo*", "*Veloc_Ang*" y "*Acel_Ang*" son variables de contexto, "*Fuerza*" es variable de operación, y "*Tiempo*" es la variable temporal asociada a la variable de operación "*Fuerza*".

2.2.3.1.2. Base de datos.

En este nuevo controlador, además del contenido propio de las bases, definido para un Controlador Borrosos Clásico, se incluirá:

- Las definiciones de las funciones de pertenencia de la variable temporal, de manera que a la variable lingüística "*tiempo*" quede asociada una partición borrosa de su dominio. Estas funciones de pertenencia tendrán forma de triángulo isósceles, quedando éstos completamente especificados por la anchura y por el centro de su base, o mediante las proyecciones de los vértices sobre su base.
- El factor de escalado temporal, que contiene la información necesaria para realizar la desnormalización del intervalo de aplicación temporal, de cada una

de las variable de salida del controlador, también llamadas variables de operación. Esta información está contenida en el parámetro “ T ”, que es la máxima longitud del intervalo aplicación temporal, de las acciones de control sugeridas por las reglas.

2.2.3.2. Estrategia de razonamiento.

Tal como se ha especificado el formato de las reglas, de este controlador, se puede ubicar en los de tipo Mamdani.

Los Controladores Borrosos Temporales se pueden ver como una variante de los Controladores Borrosos Clásicos, por lo tanto sus estrategias de razonamiento tendrán una parte común y una parte diferenciada.

- a) La parte común se concreta en que en ambos controladores la salida del motor de inferencias se obtiene defuzzificando el total de los conjuntos borrosos generados por las reglas disparadas, presentes en ese instante.
- b) La parte específica a los Controladores Borrosos Temporales se centra en la generación de Componentes Contributivas (ver figura 2.3.).

Así para cada regla que se dispara, existe un conjunto borroso temporal, asociado a cada variable de operación, que generará una componente contributiva (conjunto borroso de la variable de operación) en cada instante de inferencia en el que la función de pertenencia de este conjunto borroso temporal, toma valor distinto de cero. Componente cuya magnitud será proporcional al valor tomado por dicha función de pertenencia, del conjunto borroso temporal, en el instante de inferencia en cuestión.

En los Controladores Borrosos Temporales, la salida del motor de inferencia, para cada variable de operación, en un instante cualquiera, (valor tomado por la variable de operación) se obtiene defuzzificando el conjunto de sus componentes contributivas (conjuntos borrosos truncados) existentes en ese instante.

Cada componente contributiva se puede caracterizar por su función de pertenencia “ $\mu_{Ci}(y,t)$ ” que se obtiene aplicando la siguiente expresión:

$$\mu_{Ci}(y,t) = \mu_{B_i}(y) \cdot \mu_i^t(t) \quad (2.15.)$$

Donde:

- 1) “ $\mu_i^t(t)$ ”: valor tomado, en el instante de inferencia “ t ” por la función de pertenencia del conjunto borroso temporal de la regla “ i ”.
- 2) “ $\mu_{B_i}(y)$ ”: función de pertenencia del conjunto borroso “ B ”.

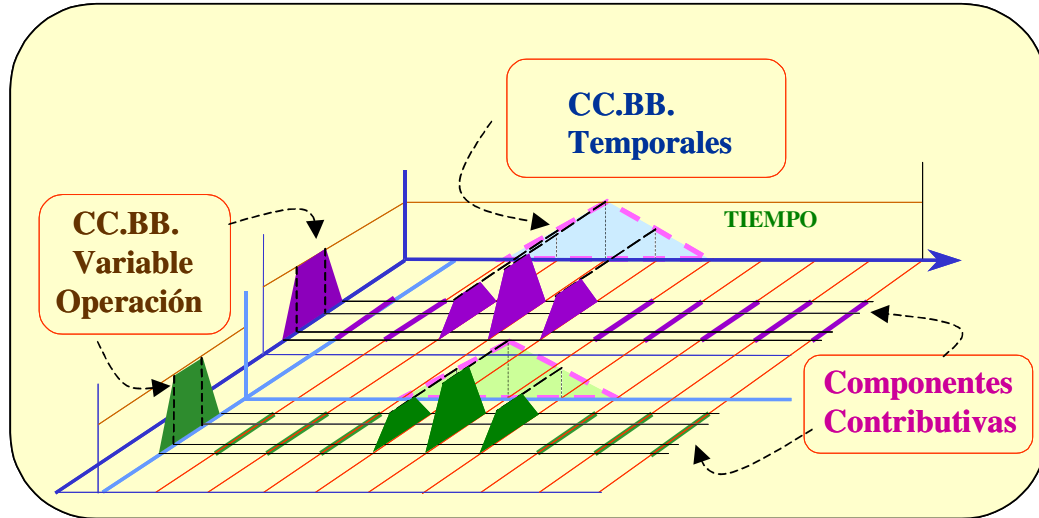


Figura 2.3. Conjuntos borrosos temporales y componentes contributivas generadas por dos reglas disparadas en instantes consecutivos.

Así para implementar el proceso de inferencia, tomando como elementos las citadas componentes contributivas, se utiliza el método B-FITA, eligiendo como operador de defuzzificación el centro de gravedad.

$$y_0(t) = \frac{\sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^{Ri} y_j \cdot h_j \cdot \mu_j^t(i)}{\sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^{Ri} h_j \cdot \mu_j^t(i)} \quad (2.16.)$$

$$\mu_j^t(i) = \sum_{k=t_{1j}}^{t_{3j}} \mu_j^t(k) \delta(i - k) \quad (2.17.)$$

Donde:

- " y_j ": centro de gravedad del conjunto borroso del consecuente " B ", inferido por la regla " j ".
- " h_j ": área del conjunto borroso del consecuente " B ", inferido por la regla " j ".
- " $\mu_j^t(i)$ ": valor tomado, en el instante de inferencia " t " por la función de

pertenencia del conjunto borroso temporal de la regla “ j ”.

- d) “ $h_j \cdot \mu_j^t(i)$ ”: área de la componente contributiva generada por el conjunto borroso del consecuente “ B ”, inferida por la regla “ j ” en el instante “ t ”.
- e) “ R_j ”: número de reglas disparadas en el instante “ t ”.

Estando el conjunto borroso “ B ” caracterizado por su función de pertenencia “ $\mu_B(y)$ ” cuyo proceso de obtención se muestra en la ecuación 2.6.

2.2.3.3. Estructura.

Este controlador presenta la misma estructura que el Controlador Borroso Clásico, ya expuesta en el apartado 2.2.1.3.

2.2.4. Controladores Borrosos Basados en Reglas Temporales.

El modelo de Reglas Temporales Borrosas [MAR 93] en las que se basa este controlador, ha sido desarrollado en el seno del grupo de sistemas inteligentes de la Universidad de Santiago de Compostela. La aportación de este modelo se centra en introducir una estructura de reglas y una estrategia de razonamiento, que permite aumentar la capacidad expresiva de las reglas, así como la capacidad de razonamiento sobre la persistencia de hechos a lo largo del tiempo.

Para introducir las citadas capacidades, en este controlador, es necesario realizar algunas modificaciones respecto al estudiado en el apartado 2.2.1., a saber:

- a) En la Base de Datos, se incorpora:
 - 1) La definición de funciones de pertenencia de nuevos elementos, que permitirán, con mayor riqueza, expresar la persistencia de las variables de entrada (variables de contexto) dentro de referencias temporales.
 - 2) Información sobre el intervalo temporal de observación, en el que se toma en cuenta la persistencia de las variables de contexto.

- b) En la Base de Reglas:

Cada regla, en el antecedente, asociada a cada variable lingüística, incorpora un cuantificador borroso y una referencia temporal, para así expresar la persistencia temporal de las variables de contexto.

- c) En el Motor de Inferencias:

El nuevo algoritmo, debe incorporar los mecanismos necesarios, para tomar en consideración la persistencia temporal de las variables de contexto, a la hora de inferir las acciones de control, de realización instantánea.

Particularidades, éstas, que serán descrita más detalladamente en los siguientes subapartados.

El enfoque recogido en este modelo de controlador, ha sido aplicado en diversas aplicaciones, como el modelado de comportamientos en robótica [BAR 97] [CAR 98-2] [BUG 99], el control de navegación en robots móviles [MUC 98] [MUC 99] [MUC 00] [MUC 01-1] [MUC 01-2] [MUC 02-1] [MUC 02-2] [MUC 03] [CAR 04] [MUC 07], la monitorización y supervisión de pacientes en medicina [BAR 02] [MAR 96].

2.2.4.1. Representación del conocimiento.

En los dos subapartados siguientes se hace referencia a los aspectos diferenciadores que se pueden observar, en el contenido de la base de reglas y de datos, de estos Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, en contraste con los Borrosos Clásicos.

2.2.4.1.1. Base de reglas.

En este controlador las reglas se definen, ahora, por sus antecedentes y su consecuente, estando asociados a los conjuntos borrosos de las variables de entrada, en el antecedente, dos elementos nuevos: un cuantificador borroso y una referencia temporal. El aspecto que presentan estas reglas, en el caso de utilizar múltiples entradas y una sola salida, es [MUC 02-1] [CAR 98-2] [CAR 00-2] [CAR 00-3]:

R_1 : if x_1 is A_{11} for Q_{11} of T_{11} and ... and x_m is A_{m1} for Q_{m1} of T_{m1}
then y is B_1

...

R_n : if x_1 is A_{1n} for Q_{1n} of T_{1n} and ... and x_m is A_{mn} for Q_{mn} of T_{mn}
then y is B_n

Donde:

- a) " x_i " son las variables de entrada, " A_{ij} " son sus correspondientes conjuntos borrosos.
- b) " y " es la variable de salida, " B_k ", son los conjuntos borrosos relativos a dicha variable.

- c) “ Q_{ij} ” es un cuantificador borroso, relativo a la variable de entrada “ x_i ” y al conjunto borroso “ A_{ij} ”.
- d) “ T_{ij} ” es una referencia temporal, relativa a la variable de entrada “ x_i ” y al conjunto borroso “ A_{ij} ”.

Las entidades temporales “ T ” pueden representar tanto instantes como intervalos temporales borrosos, siendo en ambos casos distribuciones definidas sobre un conjunto discreto de valores $t = \{ t_0, t_1, \dots, t_k, \dots, t_{ahora} \}$, donde cada “ t_k ” representa un instante preciso de tiempo y “ t_0 ” el origen. Se supone que los valores de dicho conjunto están equiespaciados, siendo $\Delta = t_j - t_{j-1}$ la unidad de tiempo, cuyo tamaño o granularidad depende de la dinámica temporal de la aplicación de que se trate.

Se considera que todas las distribuciones temporales se definen en relación al instante puntual de ejecución de la regla, “ t_{ahora} ” (instante actual en cada momento, pues se asume la ejecución en tiempo real), existiendo además la restricción, según la que no es posible hacer referencia a instantes futuros. En la figura 2.3. se muestra un ejemplo de una referencia temporal asociada a la expresión “los últimos tres segundos”.

Cuando una entidad temporal borrosa, “ T ”, representa un intervalo, se permiten dos construcciones sintácticas básicas: “*en T*” y “*durante T*”, relacionadas con la noción de no y si persistencia respectivamente. Así, puede exigirse el cumplimiento de la parte espacial “ X es A ” para algún punto de la referencia temporal (“*en T*”: situación de persistencia), requerir su cumplimiento en todo el intervalo (“*durante T*”: situación de persistencia total), o bien de un determinado número de puntos del intervalo temporal (“*en la mayoría de T*”, “*en parte de T*”, etc.).

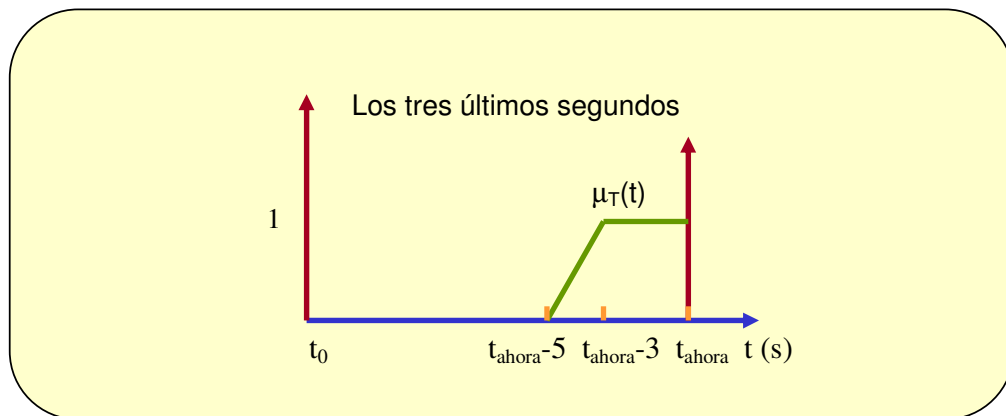


Figura 2.4. Referencia temporal “ $\mu_T(t)$ ” asociada a la expresión “los últimos tres segundos”.

Ejemplo de la primera situación sería la proposición “*la velocidad es alta en los tres últimos segundos*”, en la que se incluye el cuantificador existencial “*en*”: basta que se cumpla la parte espacial en algún punto del soporte de “*T*” (el soporte de una función de pertenencia “ μ_A ” que toma valores sobre un universo de discurso “*U*” se define como $\{ u \in U / \mu_A(u) > 0 \}$) para que sea cierta la proposición completa. En la proposición que se muestra como ejemplo basta con que la velocidad haya sido alta en algún punto temporal que efectivamente pertenezca a “*los tres últimos segundos*” para que el cumplimiento de la proposición deba ser considerado alto.

Una proposición del segundo tipo (persistente) sería: “*la velocidad es alta durante los tres últimos segundos*”, en donde se observa la presencia del cuantificador universal “*durante*”. Por este motivo es necesario que se cumpla la parte espacial de la proposición en todo el intervalo “*T*” para que sea cierta la proposición completa. En este ejemplo concreto la parte espacial de la proposición debe verificarse en todos los instantes de “*los tres últimos segundos*”.

Como ejemplo de reglas reales, empleadas en este tipo de controlador, se presentan las siguientes, en las que se puede observar el aspecto que ofrece éstas:

R1 (Cuantificador 1 Temporizador 3 ANGULO 3) (Cuantificador 3 Temporizador 2 VELOC_ANG 2) (FUERZA 9)

R2 (Cuantificador 2 Temporizador 3 ANGULO 3) (Cuantificador 2 Temporizador 3 VELOC_ANG 3) (FUERZA 4)

R3 (Cuantificador 1 Temporizador 2 ANGULO 2) (FUERZA 4)

R4 (Cuantificador 1 Temporizador 3 ANGULO 1) (FUERZA 2)

R5 (Cuantificador 2 Temporizador 2 ANGULO 1) (Cuantificador 1 Temporizador 2 ACEL_ANG 2) (FUERZA 2)

Donde “*angulo*”, “*Veloc_Ang*” y “*Acel_Ang*” son variables de contexto, “*Fuerza*” es variable de operación. Siendo “*Cuantificador*” el cuantificador borroso, y “*Temporizador*” la referencia temporal, relativos a cada una de las variables de entrada.

2.2.4.1.2. Base de datos.

En este nuevo controlador, además del contenido propio de las bases, definido para un Controlador Borrosos Clásico, se incluirá [MUC 02-1] [CAR 98-2] [CAR 00-2] [CAR 00-3]:

- a) Las definiciones de las funciones de pertenencia de la referencia temporal (μ_T). Estas funciones de pertenencia suelen tener forma trapezoidal,

quedando, en este caso, completamente especificadas por las proyecciones de los vértices sobre su base.

- b) Las definiciones de las funciones de pertenencia del cuantificador borroso (μ_Q). Estas funciones de pertenencia suelen tener forma trapezoidal, quedando, en este caso, completamente especificadas por las proyecciones de los vértices sobre su base.
- c) El factor de escalado temporal, que contiene la información necesaria para realizar la desnormalización del intervalo de definición de una entidad temporal borrosa, referida a las variables de entrada del controlador, también llamadas variables de contexto. Esta información esta contenida en el parámetro "T", que es la máxima longitud que puede tomar el citado intervalo.

En la figura 2.5. se representan algunas posibles definiciones de las funciones de pertenencia " μ_Q ", asociadas a los cuantificadores de persistencia temporal. La definición concreta de dichas funciones de pertenencia será un parámetro de diseño, condicionado únicamente, por las necesidades específicas del dominio de aplicación. Para una historia determinada de valores, " $X(t)$ ", y de un valor lingüístico "A", dependiendo de la referencia temporal "T", y del cuantificador lingüístico "Q", utilizados, es posible modelar diferentes situaciones, permitiendo la evaluación, de la forma más correcta, de los diferentes estados en los que se puede encontrar el sistema que se intenta controlar, y así poder determinar las acciones de control más adecuada.

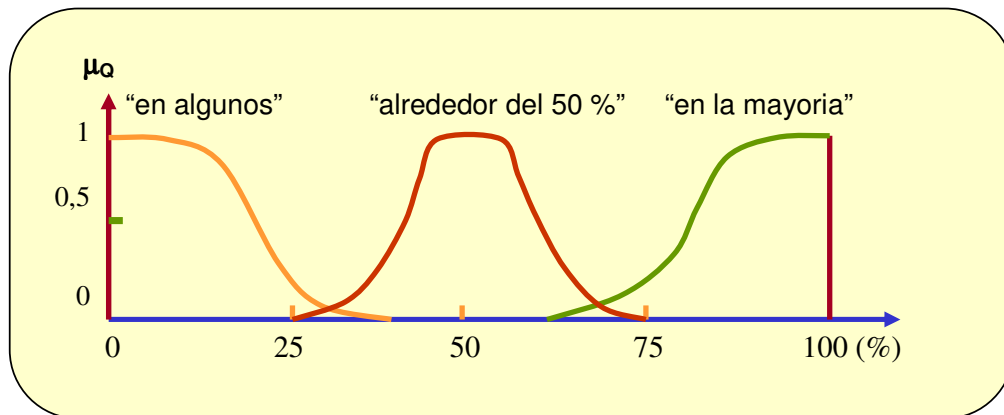


Figura 2.5. Funciones de pertenencia " μ_Q " asociadas a los cuantificadores de persistencia temporal.

2.2.4.2. Estrategia de razonamiento.

Este controlador, al igual que los anteriormente expuestos, en la formulación de sus reglas, sigue la propuesta de Mamdani.

Los Controladores Borrosos Clásicos se pueden entender como una particularización de los Controladores Borrosos Basados en Reglas Temporales, por lo tanto sus estrategias de razonamiento tendrán una parte común y una parte diferenciada [MUC 02-1] [CAR 98-2] [CAR 00-2] [CAR 00-3].

- a) Existe, por tanto, una parte específica a los Controladores Borrosos Basados en Reglas Temporales, dentro de la estrategia de razonamiento. Antes de abordar su descripción, es conveniente introducir el significado del término grado de verificación (GDV) en los siguientes contextos:

- 1) GDV de una proposición.

Se obtiene como resultado de la siguiente operación

$$GDV = \mu_{A_{ij}}(x_{j1}) \quad \text{Para la proposición "j" de la regla "i".} \quad (2.18.)$$

- 2) GDV de una regla.

$$GDV = \mu_{A_i}(x_0) = T(\mu_{A_{i1}}(x_1), \dots, \mu_{A_{in}}(x_n)) \quad \text{Para la regla "i".} \quad (2.19.)$$

Siendo "T", es un operador conectivo borroso (una t-norma).

El proceso de inferencia en estos controladores, que se distinguen por la existencias de reglas borrosas temporales, se caracteriza porque en el cálculo de " $\mu_{A_i}(x_0)$ " (GDV de una regla) no sólo se tendrá en cuenta el valor de " x_0 " en el instante actual sino también en instantes previos. Este proceso de inferencia se puede resumir en los siguientes pasos:

- 1) Calcular la compatibilidad espacial ($ce(t_k)$) para cada instante de tiempo en el que está definido el conjunto borroso que caracteriza a la referencia temporal borrosa "T".

$$ce(t_k) = \mu_A(X(t_k)), \quad t_k \in T \quad (2.20.)$$

Donde:

- " $ce(t_k)$ ": es la compatibilidad espacial para el punto temporal " t_k ".
- " μ_A ": es la función de pertenencia espacial asociada al valor lingüístico "A" de la proposición.
- " $X(t_k)$ ": es el valor observado para la variable "X" en el instante " t_k ".

2) Obtención del grado de verificación de la proposición.

Para ello las compatibilidades espaciales obtenidas, son moduladas por la parte temporal de la proposición. Modulación que se realizará de manera diferente, según se maneje o no persistencia en el tiempo en las variables de entrada al controlador (variables de contexto). Así, en situación de:

- No persistencia: “X es A en T”.

$$GDV = \bigvee_{t_k \in T} ce(t_k) \wedge \mu_T(t_k) \quad (2.21.)$$

- Persistencia: “X es A durante T”.

$$GDV = \bigwedge_{t_k \in T} ce(t_k) \vee (1 - \mu_T(t_k)) \quad (2.22.)$$

- Persistencia parcial: “X es A en Q de T”.

$$GDV = \mu_Q \left(\frac{\sum_{t_k \in T} ce(t_k) \wedge \mu_T(t_k)}{\sum_{t_k \in T} \mu_T(t_k)} \right) \quad (2.23.)$$

Donde:

- Los operadores \wedge y \vee son respectivamente una t-norma y una t-conorma. Las t-normas y t-conormas más frecuentemente utilizadas en sistemas de control son los operadores mínimo y máximo, debido a su simplicidad de cálculo.
- “ μ_Q ” es la función de pertenencia asociada al cuantificador lingüístico “Q”.
- “ μ_T ” es la función de pertenencia asociada a la entidad temporal borrosa, definida en el intervalo temporal “T”.

Para manejar expresiones con persistencia parcial se introduce una medida relativa de la persistencia que permite interpolar un valor intermedio entre los valores correspondientes a los dos extremos (ecuación 2.23.). Expresión que evalúa el porcentaje de puntos en los que se verifica la proposición “X es A en T”.

Una de las características del modelo expuesto, es su efecto acumulativo, en el cual la suma de pequeñas contribuciones tiene el mismo efecto que una contribución grande.

- b) La parte común se concreta en que una vez calculado los GDV para cada proposición y para la regla en su conjunto, se realizará, los siguientes pasos (que también tienen lugar en el proceso de inferencia de los controladores borrosos clásicos):

Considerando la regla i -ésima de la base de reglas:

R_i : if x_{i1} is A_{i1} for Q_{i1} of T_{i1} and ... and x_{in} is A_{in} for Q_{in} of T_{in}
then y is B_i

Una vez calculados su " $\mu_{A_i}(x)$ " (Grado de verificación de la regla " i ") se obtiene la función de pertenencia del conjunto borroso inducido por la regla ($\mu_{B_i}(y)$), utilizando para ello la siguiente expresión:

$$\mu_{B_i}(y) = I(\mu_{A_i}(x), \mu_{B_i}(y)) \quad (2.24.)$$

Donde:

- " $\mu_{B_i}(y)$ " es la función de pertenencia del conjunto borroso " B_i ".
- " I " es un operador de implicación borroso (normalmente el operador t-norma mínimo).

Para implementar la composición de los conjuntos borrosos " B_i ", que tiene lugar en el proceso de inferencia, se utiliza el método B-FITA, eligiendo como operador de defuzzificación el centro de gravedad.

$$y_0(t) = \frac{\sum_{j=1}^{Ri} y_j \cdot h_j}{\sum_{j=1}^{Ri} h_j} \quad (2.25.)$$

Donde:

- " y_j ": centro de gravedad del conjunto borroso del consecuente " B ", inferido por la regla " j ".
- " h_j ": área del conjunto borroso del consecuente " B ", inferido por la regla " j ".

- “ R_i ” : número de reglas disparadas en el instante “ t ”.

Estando el conjunto borroso “ B ” caracterizado por su función de pertenencia “ $\mu_{B_j}(y)$ ” cuyo proceso de obtención se muestra en las expresión (2.24.).

2.2.4.3. Estructura.

Este controlador presenta la misma estructura que el Controlador Borroso Clásico, ya expuesta en el apartado 2.2.1.3.

2.2.5. Síntesis de Controladores Borrosos.

En los cuadros 2.1. y 2.2. se presenta un resumen comparativo en el que se sintetizan las diferencias (celdas con diferente color) y similitudes (celdas con idéntico color) entre los controladores estudiados, relativas a aspectos como: el formato de la base de reglas, el contenido de la base de datos y las estrategias de razonamiento seguidas en cada una de ellas.

	Controlado Borroso Clásicos	Controlador Borroso Basado en Reglas Temporales	Controlador Borroso Temporal
Base de reglas (formato)	$R_i : \text{if } x_1 \text{ is } A_{1i} \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_{mi} \text{ then } y \text{ is } B_i$	$R_i : \text{if } x_1 \text{ is } A_{1i} \text{ for } Q_{1i} \text{ of } T_{1i} \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_{mi} \text{ for } Q_{mi} \text{ of } T_{mi} \text{ then } y \text{ is } B_i$	$R_i : \text{if } x_1 \text{ is } A_{1i} \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_{mi} \text{ then } y \text{ is } B_i, \text{ while } t \text{ is } C_i$
Base de datos (contenido)	<ul style="list-style-type: none"> • Variables en antecedente y consecuente, funciones de pertenencia asociadas. 	<ul style="list-style-type: none"> • Variables en antecedente y consecuente, funciones de pertenencia asociadas. 	<ul style="list-style-type: none"> • Variables en antecedente y consecuente, funciones de pertenencia asociadas.
		<ul style="list-style-type: none"> • Referencia temporal (T_{ji}) y funciones de pertenencia asociadas. • Cuantificador borroso (Q_{ji}) y funciones de pertenencia asociadas. • Factor de escalado temporal, de una entidad temporal borrosa 	<ul style="list-style-type: none"> • Variable tiempo y funciones de pertenencia asociada. • Factor de escalado temporal, del intervalo de aplicación de las variables de operación.

Cuadro 2.1: Comparación de Controladores Borrosos. Bases de conocimiento.

	Controlado Borroso Clásicos	Controlador Borroso Basado en Reglas Temporales	Controlador Borroso Temporal
Estrategia de razonamiento:	1. Cálculo de la función de pertenencia del CB inducido por cada regla.	1. Cálculo del grado de verificación (GDV) de cada proposición. 2. Cálculo del grado de verificación (GDV) de cada regla. 3. Cálculo de la función de pertenencia del CB inducido por cada regla.	1. Cálculo de la función de pertenencia del CB inducido por cada regla.
	2. Proceso de inferencia: • Composición CCBB de salida: método B-FITA. • Operador de defuzzificación: centro de gravedad.	4. Proceso de inferencia: • Composición CCBB de salida: método B-FITA. • Operador de defuzzificación: centro de gravedad.	2. Generación componentes contributivas.
			3. Proceso de inferencia: • Composición CCBB de salida: método B-FITA. • Operador de defuzzificación: centro de gravedad.
Estructura:	Genérica para controlador borroso.	Genérica para controlador borroso.	Genérica para controlador borroso.

Cuadro 2.2: Comparación de Controladores Borrosos. Estrategias de razonamiento.

2.3. Algoritmos Genéticos.

Los Algoritmos Genéticos son procedimientos adaptativos para la búsqueda de soluciones en espacios complejos inspirados en la evolución biológica, con patrones de operaciones basados en el principio darwiniano de reproducción y supervivencia de los individuos que mejor se adaptan al entorno en el que viven.

Los principios básicos de los Algoritmos Genéticos fueron propuestos por Holland [HOL 75] [HOL 92] y posteriormente descritos en varios textos [GOL 89] [MIC 96] [BAC 96] [MIT 96], así como en numerosos artículos [HER 97] [DEJ 88].

La idea básica consiste en mantener una población de individuos (también llamados cromosomas, que representan a unas posibles soluciones del problema) que evolucionan en el tiempo mediante un proceso controlado de variación y competición.

Cada individuo tiene asociado un grado de bondad o de adaptación, que determinará qué cromosomas serán utilizados para obtener una nueva generación de cromosomas y cuáles se perderán. Los nuevos cromosomas serán generados empleando operadores de entrecruzamiento y mutación, que modelan los procesos biológicos de reproducción que suceden en la naturaleza.

Los Algoritmos Genéticos comenzarán con una población inicial de individuos (cromosomas), generados de forma aleatoria. Esta población evolucionará hacia otra población con mejores individuos que se obtendrán aplicando operadores genéticos, que simularán los procesos genéticos que se dan en la naturaleza. Durante sucesivas iteraciones, denominadas generaciones, los individuos serán evaluados por su adaptación al objetivo, y en base a estas evaluaciones, se formará una nueva población de individuos empleando un mecanismo de selección y operadores específicos para el entrecruzamiento y la mutación. Para realizar la evaluación se diseñará una función de evaluación, específica de cada problema a resolver, función que devolverá un valor numérico, que será proporcional a la adaptación a la solución que presenta cada individuo.

La siguiente figura (fig. 2.6.) muestra la estructura de un Algoritmo Genético básico [HER 97], donde “ t ” representa a una generación, y “ $P(t)$ ” a la población. Dependiendo de las distintas implementaciones, que pueden realizarse para modelar los mecanismos genéticos naturales, se obtendrán muchas variantes de Algoritmos Genéticos.

Tanto teórica como empíricamente, se ha verificado que los Algoritmos Genéticos proporcionan búsquedas robustas en espacios complejos, ofreciendo soluciones válidas a problemas de una forma eficiente y efectiva.

```
Procedure Genetic Algorithm  
begin(1)  
  t = 0;  
  Inicializa P(t);  
  Evalua P(t);  
  While (No condición de fin) do  
    begin (2)  
      t = t + 1;  
      Selecciona P(t) a partir de P(t-1);  
      Recombina P(t);  
      Evalua P(t);  
    end (2);  
end (1);
```

Figura 2.6. Estructura básica de un Algoritmo Genético.

2.3.1. Características de los Algoritmos Genéticos.

Los Algoritmos Genéticos han sido aplicados con éxito a una amplia gama de problemas. Las razones a las que se debe este éxito son:

- a) Los Algoritmos Genéticos pueden encontrar solución a problemas difíciles, de manera rápida y fiable.
- b) Los Algoritmos Genéticos son fácilmente integrables en modelos y simuladores existentes.
- c) Los Algoritmos Genéticos son fácilmente escalables.
- d) Los Algoritmos Genéticos son fácilmente hibridables.

Todas estas razones se pueden resumir en una sola, los Algoritmos Genéticos son robustos. Los Algoritmos Genéticos son más potentes en ambientes difíciles con espacios de búsquedas grandes, discontinuos, complejos y pobremente conocidos. A pesar de no garantizar la obtención de la solución óptima al problema, los Algoritmos Genéticos generalmente aportan una solución buena y rápida a los problemas. Por esta razón, son ampliamente utilizados en multitud de campos.

Los principios básicos de los Algoritmos Genéticos son los siguientes [HOL 92] [GOL

89] [MIC 96] [BAC 96] [MIT 96] [HER 97] [DEJ 88]:

- a) Representación genética de las soluciones al problema. Es decir, un esquema de codificación de las posibles soluciones como una secuencia de bits. Donde cada cadena, será una posible solución (cromosoma) y cada bit un gen.
- b) Un conjunto inicial de soluciones al problema, es decir una población inicial " $P(0)$ ".
- c) Una función de evaluación, que permita estimar la bondad de cada una de las posibles soluciones, de la población en cada generación.
- d) Operadores genéticos que permitan obtener una nueva generación de soluciones al problema, en función de la información genética contenida en la población.
- e) Valores para los parámetros utilizados por los Algoritmos Genéticos (tamaño de la población, probabilidad de aplicación de los distintos operadores genéticos, etc.).

2.3.2. Representación y evaluación de soluciones.

La forma de representar las posibles soluciones al problema es uno de los aspectos fundamentales en los Algoritmos Genéticos, ya que el esquema de codificación elegido condicionará el espacio de búsqueda de las posibles soluciones, y por lo tanto la forma de contemplar el problema.

En el trabajo que se describe en este documento se ha utilizado un esquema de codificación que emplea el alfabeto binario (algunos autores reservan el nombre de "Algoritmo Genético" a casos en los que la representación consiste en una cadena de bits, utilizando el término de "Algoritmo Evolutivo" cuando la representación es más complicada [FOG 98]).

Además, en el proceso de búsqueda aplicando Algoritmos Genéticos, para resolver un problema, es necesario la utilización del concepto de utilidad, o de adaptación de cada uno de los individuos como solución al problema. Por lo tanto es imprescindible la utilización de una función de evaluación que permita determinar el grado de bondad de cada una de las soluciones.

2.3.3. Mecanismo de selección.

Si se considera una población P , formada por una serie de cromosomas C_1, C_2, \dots, C_n , el mecanismo de selección produce una población intermedia P' con copias de

cromosomas de P . El número de copias con las que cada cromosoma contribuirá a la población P' dependerá de la bondad del mismo, es decir, cromosomas que han obtenido un resultado mejor en el proceso de evaluación, tendrán más probabilidad de contribuir con una copia a la población P' . Existen diversos algoritmos para implementar el mecanismo de selección. Entre ellos cabe destacar:

- a) La ruleta, también llamado "Stochastic Sampling with Replacement" [GOL 89]. Consiste en asignar, a los individuos, espacios contiguos en una recta, con longitud proporcional al grado de bondad de cada cromosoma. Posteriormente se genera un número aleatoriamente, con una distribución uniforme, pasando a seleccionar el individuo en cuyo espacio asignado dicho número esta ubicado. Proceso que se repetirá tantas veces como individuos se quieran seleccionar, para así completar la población intermedia P' .

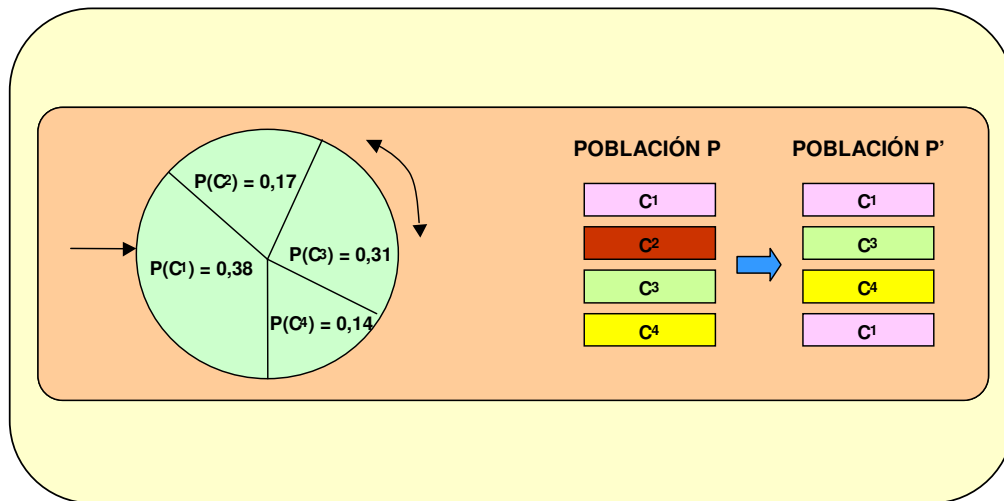


Figura. 2.7. Mecanismo de la ruleta.

- b) "Stochastic Universal Sampling" [BAK 87]. Consiste en asignar, a los individuos, espacios contiguos en una recta, con longitud proporcional al grado de bondad de cada cromosoma, al igual que en el método de la ruleta. Pero a diferencia de éste, ahora sobre la recta se colocarán punteros equiespaciados, tantos como individuos se quieran seleccionar, por ejemplo N , entonces la distancia entre punteros será $1/N$, y para ubicar el primer puntero (cromosoma) se elegirá un número aleatoriamente en el intervalo $[0, 1/N]$.

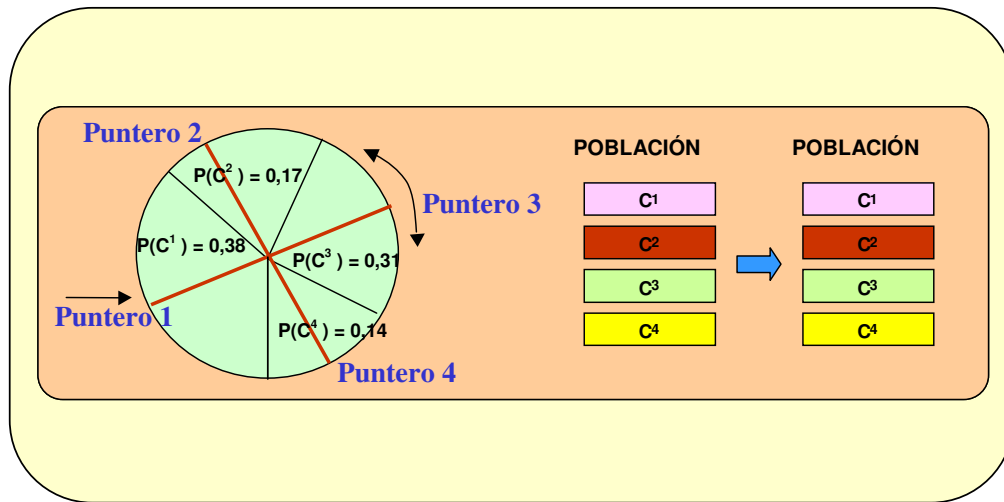


Figura. 2.8. Mecanismo del Stochastic Universal Sampling.

- c) "Torneo". consiste en seleccionar K individuos de la población aleatoriamente y de estos K individuos se seleccionan los N que tengan mejor bondad. Este proceso se repite todas las veces necesarias hasta formar la nueva población.
- d) "Elitismo". Este concepto expresa la idea de que el mejor individuo de la actual generación pase sin modificar a la siguiente generación. De esta forma no se perderá el mejor cromosoma. Al resto de la población se le aplica la reproducción normalmente.

2.3.4. Mecanismo de recombinación. Cruce y mutación

Posterior a la selección, se aplica el mecanismo de recombinación. Para ello pueden aplicarse los operadores de cruce y de mutación.

Cruce. Es un operador que permite compartir información entre dos cromosomas. Combina las características de dos cromosomas padres creando dos cromosomas hijos, con la posibilidad de que la descendencia así generada esté mejor adaptada que sus padres (mejores soluciones).

Este operador normalmente no se aplica a todos los pares de cromosomas de la población intermedia, solamente se aplicará a un número de pares, cuyo valor vendrá dado por la tasa de cruzamiento " p_c ", y que serán seleccionados en dicha población intermedia.

El operador de cruce juega un papel muy importante en todo el proceso de un Algoritmo Genético, de hecho puede ser considerado como una de las características más importantes que definen el comportamiento de dicho algoritmo.

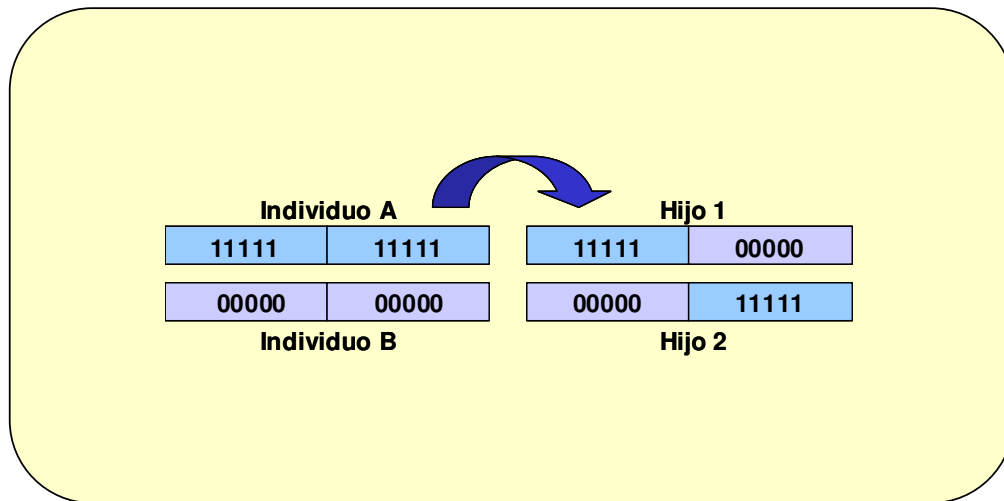


Figura. 2.9. Ejemplo de entrecruzamiento.

Mutación. El operador denominado mutación, funciona alterando aleatoriamente, uno o más elementos de información, para conseguir una mayor diversidad de la población. Se utiliza un parámetro denominado tasa de mutación " p_m " para limitar la modificación, a algunos de los cromosomas de la población. Durante las primeras iteraciones de todo el proceso suele utilizarse una probabilidad de mutación un tanto más elevada, para conseguir explorar el universo de soluciones. Posteriormente se reduce esta tasa, para explotar las soluciones obtenidas. Es decir, durante la exploración se intenta agrandar el espacio de búsqueda dentro del universo de discurso, de esta forma se pretende evitar una rápida convergencia hacia soluciones que representan óptimos locales. Durante la explotación, se intenta concentrar la búsqueda en torno a los cromosomas mejor evaluados, limitando la posibilidad de desaparición de los mismos.

La definición de estos operadores (cruce y mutación) tendrán una alta dependencia de la representación elegida para los cromosomas.

2.4. Sistemas Borroso-Genéticos.

Un Sistema Borroso-Genético es un sistema borroso al que se le ha incorporado un

proceso de aprendizaje evolutivo [COR 01].

Son varios los tipos de Sistemas Borroso-Genéticos, entre los que cabe destacar: Genetic Fuzzy clustering systems, Genetic fuzzy neural systems, Genetic Fuzzy Decision Trees y Genetic Fuzzy Rule-Based Systems. Siendo estos últimos los más usuales, caracterizándose por utilizar un Algoritmo Evolutivo para obtener o ajustar los distintos componentes de un Sistema Borroso Basado en Reglas.

2.4.1. Aprendizaje con Algoritmos Genéticos en Sistemas Borrosos basados en Reglas.

Una de las principales desventajas de los Sistemas Borrosos Basados en Reglas es la falta de capacidad para aprender, requiriendo, para su correcto funcionamiento, que la base de conocimiento tenga un conocimiento experto. Para su adquisición se puede utilizar un proceso de aprendizaje evolutivo que automatice el diseño de estos sistemas.

Tal como se ha comentado, el diseño automático de los Sistemas Borrosos Basados en Reglas se puede entender como un problema de búsqueda o de optimización, y los Algoritmos Genéticos, según se ha expuesto, son un método de búsqueda robusto. Además su habilidad para encontrar soluciones cercanas al óptimo, en complejos espacios de búsquedas, y su estructura genérica, independiente de las prestaciones de los Algoritmos Genéticos, hacen a éstos un candidato adecuado para la incorporación del citado conocimiento [COR 01].

La figura 2.10 ilustra la idea expuesta en estos párrafos.

En el caso de los Sistemas Borrosos Basados en Reglas, este conocimiento, estará almacenado en forma de variables lingüísticas, parámetros que definen las funciones de pertenencia borrosas, reglas borrosas, número de reglas, etc.

Desde el punto de vista de la optimización, la tarea de buscar una base de conocimiento adecuada, para resolver un problema específico, consiste en definir una base con un conjunto de parámetros que describan las reglas borrosas y los conjuntos de pertenencia, para posteriormente obtener los valores de esos parámetros, de acuerdo al criterio de optimización.

Así, los parámetros de la base de conocimiento, que constituyen el espacio de optimización, forma el espacio fenotipo, que será transformado en una representación genética adecuada, el espacio genotipo.

En las siguientes apartados se aborda el estudio de las características del proceso de aprendizaje con Algoritmos Genéticos en Sistemas Borrosos Basados en Reglas.

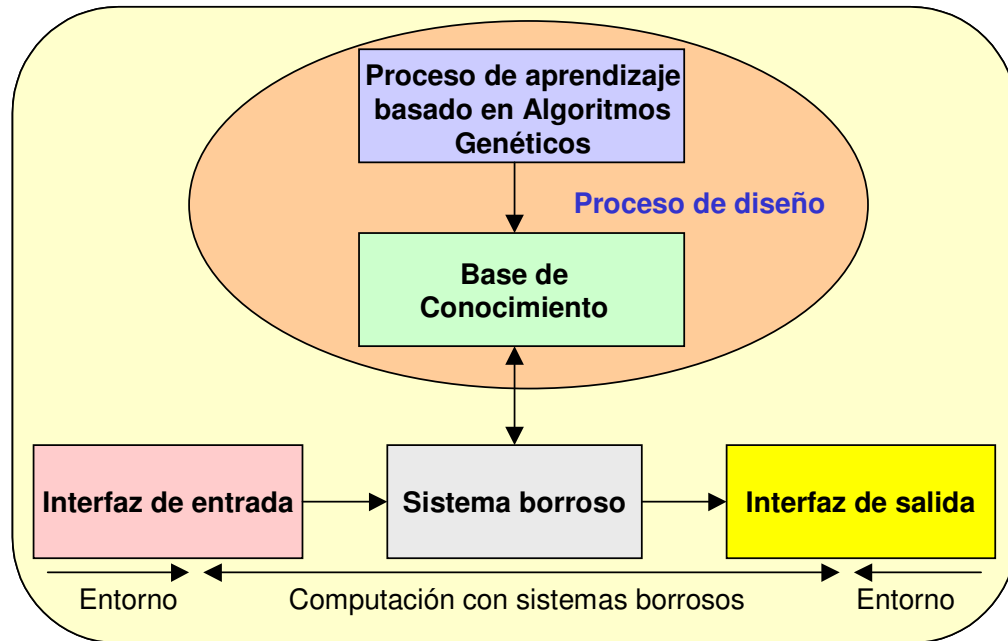


Figura. 2.10. Estructura general de un sistema Genético Borroso.

2.4.2. Definición del espacio fenotipo para un Algoritmo Genético aplicado a Sistemas Borrosos basados en Reglas.

El primer paso en el diseño de estos sistemas debe ser decidir qué parte de la base de conocimiento es susceptible de optimización por el algoritmo evolutivo [COR 01]. La Base de Conocimiento para un sistema borroso de tipo Mamdani está compuesta de dos elementos:

- a) Una base de datos que contiene la definición del factor de escalado, y las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos asociados a las etiquetas lingüísticas.
- b) Una base de reglas que contiene una colección de reglas borrosas.

Tanto el proceso de aprendizaje o de afinado, puede actuar sobre el contenido de la base de datos, de la base de reglas, o de ambas [COR 04].

Es importante distinguir entre el proceso de aprendizaje y el de afinado [HER 05].

- a) El afinado está estrechamente relacionado con la tarea de optimación de un

Sistema Borroso Basado en Reglas, ya existente. Este proceso parte de una base de reglas ya definida, centrando su objetivo en la búsqueda de un conjunto de parámetros óptimo, para las definiciones de las funciones de pertenencia y el factor de escalado.

- b) El aprendizaje constituye un método de diseño automatizado para conjuntos de reglas borrosas que parten de cero. Este proceso realiza una búsqueda más elaborada en el espacio de bases de reglas posibles, o en el de bases de conocimiento completas.

La decisión sobre qué parte de la base de conocimiento se adapta, depende de dos objetivos contrapuestos:

- a) Un espacio de búsqueda de pequeña dimensión, se traduce en un proceso de aprendizaje rápido y sencillo, si bien la solución obtenida puede ser muy probablemente subóptima.
- b) Un espacio de búsqueda grande y completo, que comprenda la toda la base de conocimiento, con una fina granularidad presenta una mayor probabilidad de contener la solución óptima. La desventaja radica en que la búsqueda puede llegar a ser demasiado lenta e ineficiente.

2.4.2.1. Ajuste genético de la base de datos.

La función de escalado y las funciones de pertenencia serán adaptadas por el algoritmo evolutivo, de acuerdo a la función de bondad, que debe especificar los criterios de diseño de una manera cuantitativa.

Desde el punto de vista de la Ingeniería del Conocimiento, la función de escalado debe contener información sobre el contexto que permita trasladar términos relativos en valores absolutos. Normalmente la función de escalado esta parametrizada por un factor de escalado o por un límite inferior y superior, en el caso de un escalado lineal, y por un factor de contracción o dilatación en el caso de un escalado no lineal. Estos parámetros serán adaptados, de manera que el universo de discurso de escalado se ajuste lo mejor posible al rango de la variable.

En el ajuste de las funciones de pertenencia, un individuo representa a la base de conocimiento completa, y su cromosoma codifica los parámetros que definen las funciones de pertenencia asociadas a las variables lingüísticas. Así, por ejemplo, funciones de pertenencia triangulares serán codificadas por los vértices izquierdo, derecho y central, mientras las gaussianas lo serán por centro y anchura.

2.4.2.2. Aprendizaje genético de la base de reglas.

El aprendizaje genético de la base de reglas parte de un conjunto de funciones de

pertenencias predefinidas en la base de datos. Por tanto el algoritmo evolutivo adaptará sólo la base de reglas, empleando para ello cromosomas que describen una sola regla o bien la base de reglas completa.

2.4.2.3. Aprendizaje genético de la base de conocimiento.

Teniendo en cuenta que el aprendizaje genético de la base de conocimiento se puede enfrentar a un espacio de búsqueda heterogéneo, este proceso puede abarcar representaciones genéticas diferentes, como cromosomas de diferente longitud, genomas multicromosomas y cromosomas que codifican una única regla en lugar de la base de conocimiento completa. El coste computacional y la eficiencia de la búsqueda crecerá a medida que crece la complejidad del espacio de búsqueda. Un sistema que codifica reglas individuales en lugar de bases de conocimiento completas, da lugar a un espacio de búsqueda más complejo, en el que la búsqueda de la solución continúa siendo factible y eficiente.

2.4.2.4. Espacio del fenotipo.

El proceso de aprendizaje genético puede trabajar con dos tipos diferentes de espacios de fenotipo: el espacio de reglas y el espacio de bases de reglas o bases de conocimiento. Estrategias que dan lugar a varios enfoques de aprendizaje distintos [HER 05]:

- a) Pittsburgh. En esta estrategia un cromosoma representa a una base de reglas o de conocimiento completa. El resultado del proceso evolutivo es una población de bases de conocimiento, de la cual la solución viene dada por la base de mejor evaluación.
- b) Michigan. En esta estrategia cada cromosoma representa a una regla, estando la población formada por el conjunto de reglas, que son obtenidas por el algoritmo evolutivo simultáneamente.
- c) Iterative Rule Learning. En esta estrategia, también cada cromosoma representa a una regla, pero ahora en cada iteración se añade una sólo regla a la base, la mejor, descartando las demás.
- d) Cooperativo-competitivo, en el que la población completa, o un subconjunto de ella codifica la base de reglas.

2.4.3. Generación del genotipo.

Tal y como se ha expuesto, el problema de optimización consiste en definir una adecuada base de conocimiento. Para ello la información contenida en la base de

conocimiento candidata debe representarse con una codificación apta para ser aplicados los operadores genéticos de entrecruzamiento y mutación.

Para la traslación del fenotipo al genotipo se puede seguir dos estrategias distintas:

- a) Emplear una función de codificación, que dé como resultado el código binario estándar, lo que presenta la ventaja de poder emplear con facilidad los operadores genéticos ya desarrollados, frente a la desventaja de utilizar una codificación subóptima.
- b) Emplear una codificación no estándar, cuya principal ventaja reside en que la codificación elegida se ajustará más a la estructura de la base de conocimiento, frente a la desventaja de tener que desarrollar operadores genéticos que se ajusten a la estructura del fenotipo.

2.4.4. Generación de la nueva población.

Según se ha expuesto, la generación de material genético se realiza mediante los procesos de selección, reproducción y el empleo de operadores genéticos aplicados al genotipo. La elección de los operadores genéticos dependerá de la estructura del genotipo, del fenotipo y de la función de codificación.

La definición de los operadores genéticos no depende exclusivamente de la representación genética, sino que también está condicionada por el tipo de proceso de búsqueda realizado por el Algoritmo Genético. Así una estrategia de búsqueda adecuada debe realizar dos tareas distintas: la explotación de las mejores soluciones y la exploración de las regiones desconocidas del espacio de búsqueda. Por tanto, el conjunto de operadores genéticos debe alcanzar un compromiso entre la explotación y la exploración, para que se realice con éxito el proceso de aprendizaje evolutivo.

2.4.5. Evaluación de la población.

Hay que distinguir entre dos tipos de problemas de optimización en Sistemas Borrosos Basados en Reglas:

- a) El primer grupo, contiene aquellos problemas en los que la optimización tiene como misión aislar el comportamiento del Sistema Borroso Basado en Reglas. En este grupo se pueden englobar tareas como el modelado, clasificación, predicción e identificación. En esta estrategia, el proceso de optimización, busca un Sistema Borroso Basado en Reglas, capaz de reproducir, con fidelidad, el comportamiento de un sistema que se quiere modelar.

En estos sistemas, usualmente, el índice de prestaciones está basado en el error, dado por la diferencia entre la salida del sistema real y la salida del sistema borroso.

- b) El segundo, se refiere a problemas orientados a la optimización de las prestaciones de sistemas regulados por un Sistema Borroso Basado en Reglas. Un ejemplo, representativo de éste tipo, es el control borroso, cuyo objetivo es ajustar u obtener un Sistema Borroso Basado en Reglas, de manera que el comportamiento del sistema controlado, se acerque al deseado.

En los problemas de control, el índice de prestaciones está basado en la información que describe el comportamiento del sistema, actuando sobre el sistema a controlar (en lazo cerrado), o el bien sobre el comportamiento del controlador borroso considerado de manera aislada (situación semejante al funcionamiento como identificador). Para la implementación del índice de prestaciones, en sistemas en lazo cerrado, se suele acudir a una función de coste, definida ésta a partir del valor tomado por el estado del sistema controlado y de sus variables de control.

2.4.6. Cooperación frente a competición.

La aplicación de los Algoritmos Genéticos a los Sistemas Borrosos Basados en Reglas, combinan los principales características de un Algoritmo Evolutivo y de un Sistema Borroso Basado en Reglas. Por ello:

- a) Los Algoritmos Genéticos aplicados a los Sistemas Borrosos Basados en Reglas, incorporan el razonamiento desarrollado por las Sistemas Borrosos Basados en Reglas, que es consecuencia de la cooperación que tiene lugar entre las reglas que componen la base de conocimiento. Característica que juega un papel importante en las altas prestaciones que ofrecen los Sistemas Borrosos Basados en Reglas.
- b) Los Algoritmos Genéticos aplicados a los Sistemas Borrosos Basados en Reglas, incorporan en su proceso, la competición entre elementos de la población, donde cada uno de ellos representa una posible solución al problema que se quiere resolver.

De lo expuesto se deduce que los Algoritmos Genéticos aplicados a los Sistemas Borrosos Basados en Reglas trabajan induciendo la competición para obtener la mejor cooperación.

A la hora del diseño de un Sistemas Borrosos Basado en Reglas mediante algoritmos evolutivos, el problema se centra en encontrar la mejor manera de combinar estas dos características, para conseguir el efecto deseado, la

optimización de diseño. La dificultad, para resolver este problema planteado, dependerá del enfoque propuesto para el aprendizaje genético.

2.4.7. Enfoques en el aprendizaje genético.

2.4.7.1. Estrategia de Pittsburgh.

En la estrategia de Pittsburgh, cada individuo representa una completa entidad de conocimiento, y la evolución se desarrolla por medio de operadores genéticos que trabajarán con conjuntos de reglas borrosas. Así, el cruce entre cromosomas generará combinaciones de reglas, mientras que la mutación proporcionará reglas nuevas.

Recientes ejemplos de utilización de esta estrategia pueden encontrarse en [GRE 94].

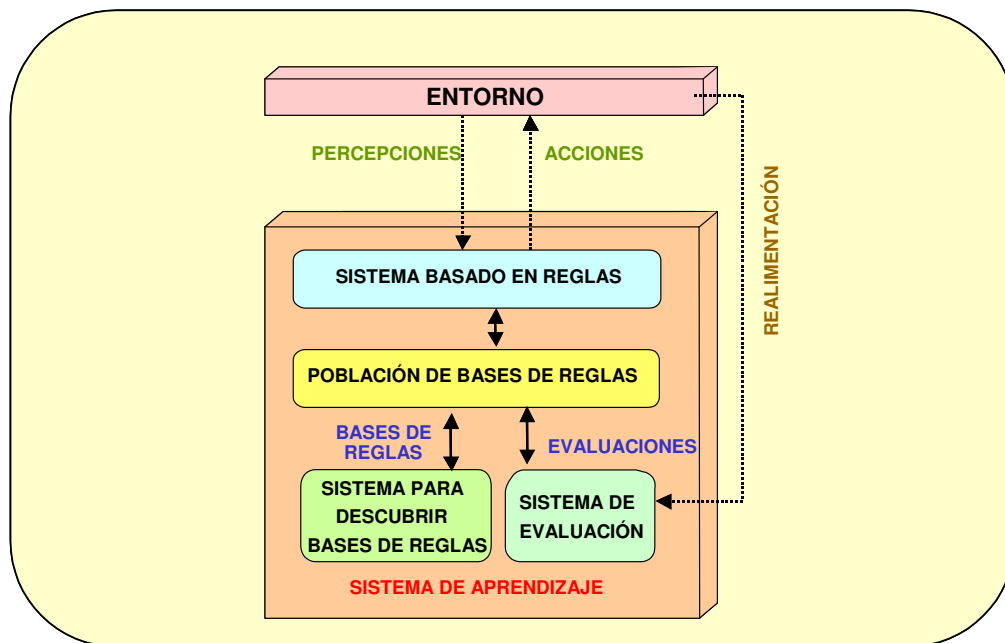


Figura 2.11. Arquitectura Pittsburgh.

En la figura 2.11. se muestra la arquitectura de la estrategia Pittsburgh. En ella pueden apreciarse los siguientes elementos:

- a) Población de Bases de Reglas.
- b) Sistema de Evaluación.
- c) Sistema para Descubrir Bases de Reglas.

A continuación se describirán muy brevemente las funciones de cada uno de ellos.

Población de Bases de Reglas: el sistema de aprendizaje trabaja con un conjunto de posibles soluciones al problema, en este caso cada posible solución es una base de reglas.

Sistema de Evaluación: las bases de reglas serán evaluadas de forma independiente, para ello cada base de reglas se aplicará al entorno provocando realimentaciones que llegarán al sistema de evaluación, que analizará el comportamiento de la base de reglas.

Sistema para Descubrir Bases de Reglas: una vez que todas las bases de reglas, que componen la población, han sido evaluadas, se realiza un proceso de búsqueda de nuevas bases de reglas. Esta tarea es realizada por el sistema para descubrir bases de reglas, que generará una nueva población, aplicando un conjunto de operadores genéticos o evolutivos sobre la población previa.

2.4.7.2. Estrategia de Michigan.

En esta estrategia, los cromosomas son reglas borrosas individuales y la base de conocimiento está representada por toda la población. El conjunto de reglas que forma la población, será modificado a lo largo del tiempo, mediante la interacción con el entorno. La manera en que se realiza el mantenimiento de la población está ligada a la asignación de credibilidad, el descubrimiento de reglas, y la aplicación de operadores genéticos sobre las reglas [BOO 89].

El proceso de aprendizaje genético, basado en la estrategia de Michigan, recibe el nombre de sistema clasificador.

En la figura 2.12. se muestra la estructura más comúnmente utilizada por los sistemas clasificadores.

Los conceptos básicos sobre sistemas fueron presentados por Holland [HOL 75] [HOL 86].

En la estructura general de un sistema clasificador se pueden apreciar tres elementos:

- a) Sistema de Rendimiento.

- b) Asignación de Credibilidad.
- c) Descubrimiento de Clasificadores.

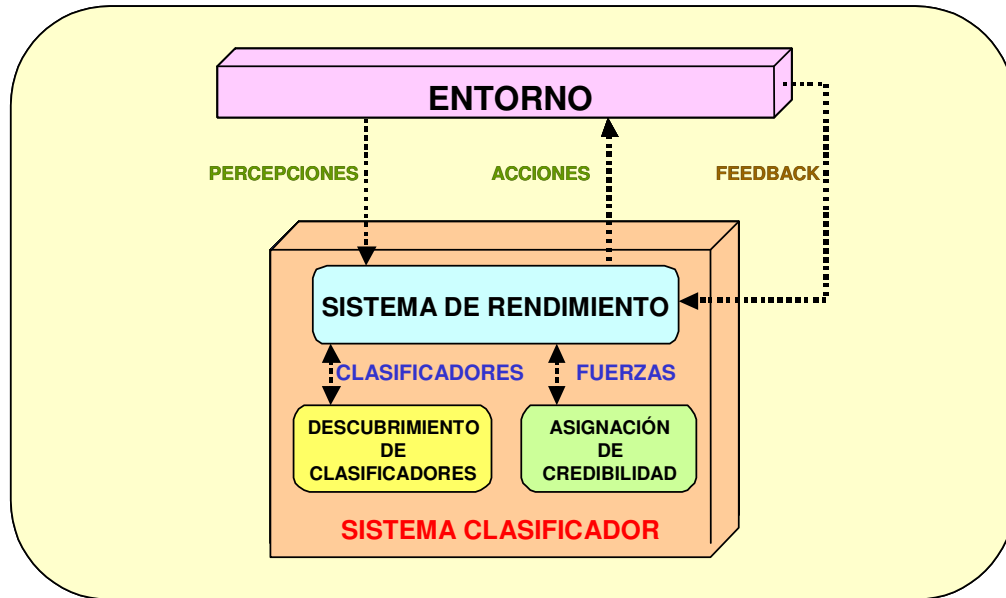


Figura 2.12. Estructura general de un sistema clasificador.

El Sistema de Rendimiento es el encargado de interactuar con el exterior, y está compuesto de seis subsistemas básicos:

- a) Interface de entrada: Está formado por sensores que captan el estado actual del entorno y lo codifican en mensajes de entrada estándar.
- b) Interface de Salida: Está formado por actuadores que convierten los mensajes de salida en acciones que actúan modificando el estado del entorno.
- c) Lista de Clasificadores: Es el conjunto de reglas o clasificadores que representa el conocimiento de que posee el sistema de aprendizaje.
- d) Emparejador de Patrones: Se encarga de emparejar los mensajes con las condiciones de los clasificadores e identificar qué clasificadores las satisfacen.
- e) Lista de Mensajes: Contiene todos los mensajes que existen en cada momento en el sistema clasificador.

- f) Solucionador de Conflictos: Se encarga de resolver los conflictos que puedan surgir entre los clasificadores de un ciclo de funcionamiento del sistema clasificador.

La tarea principal del sistema de asignación de credibilidad consiste en el aprendizaje por modificación de las fuerzas de los distintos clasificadores.

Existen diferentes esquemas para la asignación de credibilidad, pero los más importantes son los siguientes:

- a) Holland's Bucket Brigade [HOL 86].
- b) Profit-Sharing Plan (PSP) [GRE 88] [HOL 78].

El aprendizaje de un sistema clasificador se divide en dos procesos: asignación de credibilidad y el descubrimiento de clasificadores.

El proceso de descubrimiento de nuevos clasificadores, genera nuevas reglas, a partir de un conjunto de clasificadores, mediante la utilización de Algoritmos Genéticos.

Este sistema de descubrimiento de nuevos clasificadores comienza a funcionar cuando el sistema de asignación de credibilidad alcanza una situación de equilibrio, es decir, cuando la fuerza de cada clasificador refleja realmente su bondad.

Una completa descripción de los sistemas clasificadores puede encontrarse en [BOO 89] [GOL 89] [FOR 91]

2.4.7.3. Estrategia IRL (Iterative Rule Learning).

Según esta estrategia, y al igual que en la de Michigan, cada cromosoma de la población representa a una única regla, pero a diferencia de Michigan, sólo el mejor cromosoma es considerado como parte de la solución, descartando al resto de individuos de la población.

Por lo tanto, con esta metodología, cada ejecución de los Algoritmos Genéticos proporciona una solución parcial al problema del aprendizaje, ya que en cada iteración aportará una nueva regla a la solución del problema. A continuación se presenta un esquema general de funcionamiento [HER 97]:

- a) Obtener una regla para el sistema, con Algoritmos Genéticos.
- b) Añadir la regla obtenida al conjunto de reglas que representan la solución.

- c) Penalizar la regla. Para ello se eliminarán del conjunto de entrenamiento todos aquellos ejemplos que estén cubiertos por el conjunto de reglas obtenidas. De esta forma se permite la formación de nichos [GEN 00].
- d) Repetir todos los pasos anteriores hasta que la solución obtenida sea satisfactoria.

Una información más detallada, en relación con esta estrategia, puede encontrarse en [GON 97].

2.4.8. Aprendizaje Genético en Sistemas Borrosos basados en Reglas utilizando el enfoque de Pittsburg.

Teniendo en cuenta que, en la tesis que se presenta en este documento, se propone la utilización de aprendizaje genético sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados, aplicado al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes, y que para la realización del aprendizaje se ha elegido el enfoque de Pittsburg, en el presente apartado se va a exponer con detenimiento, dicha estrategia de aprendizaje.

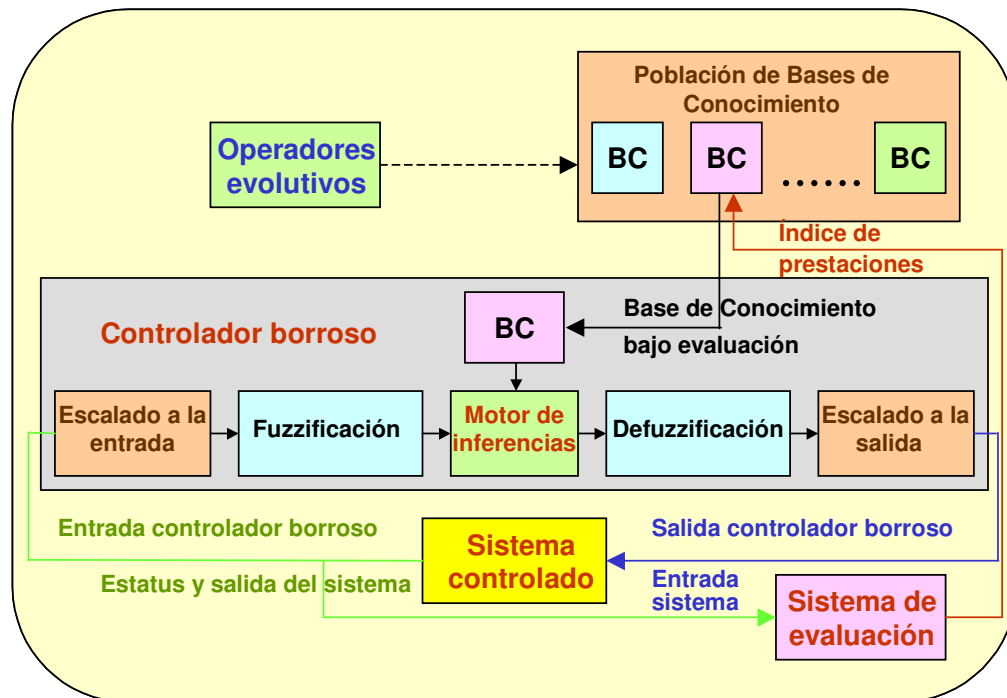


Figura 2.13. Estructura general de un sistema borroso con aprendizaje genético basado en el enfoque de Pittsburg.

Así en la figura 2.13. se presenta, con mayor nivel de detalle, la estructura general de un sistema borroso con aprendizaje genético, basado en el enfoque de Pittsburgh [MAG 97-3].

Tal y como se ha introducido en apartados anteriores, esta estrategia considera a las bases de conocimiento como individuos de la población, sometiendo a ésta a una evolución genética, cada cierto periodo de tiempo, con el fin de añadir capacidad de aprender conocimiento al controlador borroso.

En el enfoque de Pittsburgh, caben dos aproximaciones:

- a) Centrar el aprendizaje en la base de reglas.
- b) Centrar el aprendizaje en la base de reglas y en las funciones de pertenencia, proceso que requiere el uso de un código multicromosoma.

La utilización de Algoritmos Genéticos sobre Sistemas Borrosos Basados en Reglas, según este enfoque, generan la evolución bien de las bases de reglas o de las bases de conocimiento, para que de una manera automática alcancen una óptima cooperación entre las reglas.

La representación genética usada en los Algoritmos Genéticos que siguen el enfoque de Pittsburgh, debe incluir un número elevado de parámetros para definir la base de conocimiento. Por tanto, los parámetros considerados en el proceso de búsqueda genética condicionan el tamaño y las propiedades del espacio de búsqueda, lo que trasciende en la complejidad y viabilidad del proceso de optimización.

Si nos centramos en la descripción de un proceso de aprendizaje, que simultáneamente toma en consideración las dos componentes de una base de conocimiento: la base de reglas y la base de datos, es necesario destacar que en el proceso de codificación se requiere el uso de un genoma multicromosoma. Un cromosoma se utilizará para codificar la base de reglas y otro para codificar la base de datos, es decir el factor de escalado o las funciones de pertenencia.

La representación de la información en sistemas en los que se simultanea el aprendizaje de la base de reglas y la base de datos, se puede considerar como la síntesis de dos métodos de codificación diferentes que actúan sobre cada una de las componentes elementales. Estas componentes serán codificadas de la manera que mejor se ajuste a la estructura de la información que contienen. La representación de dicha información será la concatenación de las dos estructuras codificadas. La relación existente entre el código empleado y la amplitud del espacio de búsqueda, induce al uso de códigos que reduzcan la dimensión del espacio de búsqueda.

El método empleado para reducir la amplitud del espacio de búsqueda, consiste en incluir, en el código, sólo algunos de los componentes de la base de conocimiento, intentando mantener el nivel de precisión lo más alto posible.

El proceso de aprendizaje no tiene necesariamente que tomar en consideración los tres elementos de la base de conocimiento: funciones de escalado, funciones de pertenencia y reglas borrosas, sino que debe fijar su objetivo en alcanzar una máxima reducción de complejidad con una mínima pérdida de precisión.

La primera consideración a tener en cuenta para reducir la complejidad de la búsqueda está relacionada con la existencia de una interacción fuerte entre los dos componentes de la base de datos. Por ello el aprendizaje simultáneo de las funciones de escalado y de pertenencia, no se realiza, debido a la fuerte correlación existente en la información aportada por cada uno de ellos. Tanto es así, que bajo ciertas suposiciones, el aprendizaje de las funciones de pertenencia y de escalado es equivalente [COR 01].

Los efectos provocados por la modificación del contexto (funciones de escalado) y la semántica (funciones de pertenencia) en un Sistema Borroso Basado en Reglas, están fuertemente correlacionados. Esto se refleja en la idea de considerar el contexto y la semántica de la información como un bloque único, desde el punto de vista del aprendizaje. Como consecuencia de esto, dos posibilidades se abren a la hora de realizar el aprendizaje simultáneo de la base de reglas y la base de datos [HER 05]:

- a) Aprendizaje de la base de reglas y funciones de pertenencia [PAR 94].
- b) Aprendizaje de la base de reglas y las funciones de escalado [MAG 97-4].

A la hora de codificar las mencionadas componentes de la base de conocimiento, varios tipos de código son considerados:

- a) Código híbrido, en el que se combinan la representación binaria y la real [MAG 97-4].
- b) Código real puro [PAR 94].
- c) Código binario puro [LEE 93].
- d) Código entero.

Desde el punto de vista de la actuación de los operadores genéticos, hay tres niveles diferentes de integración:

- a) Lee y Takagi [LEE 93] consideran el cromosoma en su conjunto, como una única entidad homogénea con completa integración. De ahí que el entrecruzamiento opere sobre el código completo, ignorando la existencia de las subestructuras asociadas a las reglas y las funciones de pertenencia.

- b) Park, Kandel y Langholz [PAR 94], consideran que cada cromosoma está compuesto por dos subcromosomas (uno para la representación de la base de reglas y otro para la representación de las funciones de pertenencia). Hay que tener presente que, si bien desde la óptica del mecanismo de reproducción ambos subcromosomas constituyen una única entidad, desde el punto de vista de los operadores de entrecruzamiento y mutación, los dos subcromosomas se consideran entidades independientes. Por ello se propone el uso de dos operadores de entrecruzamiento y dos operadores de mutación, uno de ellos para la base de reglas y otro para la base de datos. Cada operador deberá adaptarse al tipo de código usado para la representación de la información contenida en la estructura de cada subcromosoma.
- c) Magdalena y Monasterio [MAG 97-4], proponen considerar el entrecruzamiento de base de reglas y base de datos, no como un proceso paralelo, sino secuencial, en el que el resultado del entrecruzamiento de uno de los subcromosomas afecta al entrecruzamiento del otro subcromosoma. En esta situación, después de entrecruzar las bases de reglas, el efecto de las reglas que el cromosoma hijo hereda del padre, puede ser modificado por el entrecruzamiento de la base de datos.

De lo anterior se deduce que se puede definir tres tipos diferentes de entrecruzamiento [COR 04]:

- a) Simple [LEE 93].
- b) Compuesto paralelo [PAR 94].
- c) Compuesto secuencial [MAG 97-4].

En los siguientes subapartados se va a describir el esquema de codificación propuesto por Magdalena y Monasterio [MAG 95-1] [MAG 95-2] [MAG 97-4], para la codificación de bases de conocimiento, utilizando un genoma multicromosoma.

2.4.8.1. Población: codificación de las bases de conocimiento.

La base de conocimiento posee dos componentes, la base de datos y la base de reglas.

La base de datos contiene:

- a) Un conjunto de parámetros propios del controlador.
- b) Un conjunto de parámetros que definen los límites de normalización para las variables de entrada y de salida del controlador.

- c) Un conjunto de definiciones de funciones de pertenencia, relativas a las variables de entrada y salida del controlador.

La base de reglas contiene el conjunto de reglas de control, que regirá el comportamiento del Controlador Lógico Borroso.

Codificación de la base de datos. Son tres los elementos que hay que codificar:

- a) Los parámetros propios del Controlador Lógico Borroso.
- b) Los límites de normalización.
- c) Las funciones de pertenencia.

El conjunto de parámetros define la dimensión del sistema, esto es:

- a) El número de variables de entrada (N).
- b) El número de variables de salida (M).
- c) El número de etiquetas lingüísticas asociadas con cada miembro de conjunto de variables de entrada y de salida. Así el *i*-ésimo componente del vector "n" ($n = \{n_1, \dots, n_N\}$) representa el número de etiquetas lingüísticas asociadas a la *i*-ésima variable de entrada. Y el *i*-ésimo componente del vector "m" ($m = \{m_1, \dots, m_M\}$) representa el número de etiquetas lingüísticas asociadas a la *i*-ésima variable de salida.

El conjunto de límites de normalización, viene codificado en un array de $(N + M) \times 2$ números reales. Cada columna de este array contiene los límites de una variable de entrada o de salida del sistema ($\{v_{min}, v_{max}\}$).

El conjunto de funciones de pertenencia contiene sus definiciones para los "L" conjuntos borrosos, donde el valor de "L" es obtenido según muestra las siguientes ecuaciones:

$$L_a = \sum_{i=1}^N n_i, \quad L_c = \sum_{j=1}^M m_j; \\ L = L_a + L_c \quad (2.26.)$$

Este conjunto de funciones, se representa mediante un array de $L \times 4$ números reales, comprendidos en el intervalo $[-1, 1]$. Cada fila del array contendrá cuatro parámetros, que describen un conjunto borroso trapezoidal. Para su codificación se puede realizar una cadena de filas, mediante la concatenación de las filas del array.

Codificación de la base de reglas. La estructura de las reglas de control borroso, contenidas en un Controlador Lógico Borroso, con parámetros $\{N, M, n, m\}$ es:

If x_i is C_{io} and and x_k is C_{kp} then y_j is D_{jq} and And y_l is D_{lr}

Donde x_i es una variable de entrada, " C_{io} " es un conjunto borroso asociado a esta variable ($0 \leq n_i$), " y_j " es una variable de salida y " D_{jq} " es un conjunto borroso asociado a esta variable ($q \leq m_j$).

Para la codificación de las reglas se puede emplear dos enfoques diferentes [COR 04]:

- a) Código con estructura posicional: cada variable tiene una posición fijada, en la cual se coloca el valor relacionado con la citada variable.
- b) Código no posicional: el código de cada regla está compuesto de pares (var, valor), siendo "var" una etiqueta que identifica a un variable.

En ambos casos el contenido del "valor" relacionado con la variable, puede ser: la etiqueta de un término lingüístico, el código binario de una variable lingüística, el parámetro que define un conjunto borroso o el valor real de una salida lineal.

Tomando en consideración el primer enfoque, cada regla del sistema está codificada por dos cadenas de bits: una de longitud " L_a " para el antecedente (con un bit para cada etiqueta lingüística relacionada con cada variable de entrada) y otra de longitud " L_c " para el consecuente. Para codificar el antecedente se comienza con una cadena de " L_a " bits todos ellos con un valor inicial puesto a cero. Si el antecedente de una regla contiene un entrada borrosa del tipo " x_i is C_{ij} ", un 1 sustituirá a un 0 en una determinada posición (p) de la cadena:

$$p = j + \sum_{k=1}^{i-1} n_k \quad (2.27.)$$

Este proceso se repetirá para cada una de las variables de entrada de la regla. El proceso de codificación del consecuente es similar al que se acaba de describir, reemplazando " n " por " m ".

2.4.8.2. Algoritmos de reproducción: operadores de evolución.

El código que refleja el contenido de la base de conocimiento, puede resumirse en los siguientes puntos:

- a) Una cadena de $(2 + N + M)$ números enteros que reflejan las dimensiones del controlador.
- b) Una cadena de $(N + M) \times 2$ números reales que definen los límites de normalización de las diferentes variables del sistema.

- c) Una cadena de $(L_a + L_c) \times 4$ números reales, reflejando las funciones de pertenencia de cada uno de los conjuntos borrosos definidos.
- d) Una cadena de hasta L_r reglas, en la que cada regla es a su vez una cadena de $L_a + L_c$ bits.

Aunque se podrían emplear mecanismos evolutivos sobre cada uno de los fragmentos de código anteriormente descritos, en adelante sólo se va a abordar el estudio de su aplicación a los límites de normalización y la base de reglas. Los efectos producidos por la modificación de los límites de normalización, están limitados frente a los que se podrían conseguir si se modificasen las funciones de pertenencia, pero a cambio se reduce considerablemente la longitud del código empleado, acelerando el proceso de aprendizaje. Los operadores de evolución que se van a describir son básicamente adaptaciones de los operadores genéticos clásicos al código empleado.

El operador de selección arranca con la aplicación de un mecanismo de élite que puede quedar definido en base a un número de miembros, un porcentaje o un proceso de umbralización. Este mecanismo permite que un subconjunto de " $G(t)$ ", definido como la élite de la generación " t " ($E(t)$), sea directamente copiado en " $G(t + 1)$ ". A continuación, ciertos individuos de " $G(t)$ " son seleccionados como progenitores en base a un criterio probabilístico, definido a partir de la fuerza de cada individuo. Siguiendo el método clásico, una mayor fuerza queda asociada con un mayor número de copias en el conjunto de reproductores. Junto a este operador clásico se ha definido un operador modificado, en base al cual, la mayor fuerza define mayores probabilidades de incluir una copia en el conjunto de reproductores, no generándose más de un reproductor a partir de un mismo miembro de la población. Una vez finalizada la selección de la élite y de los reproductores, el número de miembros de la nueva generación deberá ser ajustado a la población máxima, mediante la inclusión de nuevos individuos en la élite, o la eliminación de progenitores.

El operador de cruce realiza la combinación de las bases de datos y de reglas de dos progenitores ($x_i = (r_i, d_i)$ y $x_j = (r_j, d_j)$), para generar dos nuevas bases de conocimiento (x_u, x_v). El proceso de cruce se inicia por las bases de reglas.

$$\begin{aligned} r_i &= \{ r_{i1}, \dots, r_{ik} \} \\ r_j &= \{ r_{j1}, \dots, r_{jl} \} \end{aligned} \quad (2.28.)$$

En primer lugar se definen puntos de corte sobre las cadenas de reglas de cada uno de los progenitores.

Tomando los puntos de corte en las posiciones " α " y " γ ", se obtiene:

$$\begin{aligned} r_i &= \{ r_{i1}, \dots, r_{i\alpha} / r_{i\alpha+1}, \dots, r_{ik} \} \\ r_j &= \{ r_{j1}, \dots, r_{j\gamma} / r_{j\gamma+1}, \dots, r_{jl} \} \end{aligned} \quad (2.29.)$$

Resultando tras la realización de los cruces:

$$\begin{aligned} r_u &= \{ r_{i1}, \dots, r_{i\alpha} / r_{j\alpha+1}, \dots, r_{j\beta} \} \\ r_v &= \{ r_{j1}, \dots, r_{j\gamma} / r_{i\alpha+1}, \dots, r_{i\beta} \} \end{aligned} \quad (2.30.)$$

Es importante recordar que aunque las nuevas reglas sean copias de las existentes en los progenitores, su significado va a verse modificado en función de las nuevas bases de datos que se creen. Esta dependencia ha inducido a tratar de otorgar cierta predominancia a los elementos de la base de datos cuyas reglas aporten mayor contenido al nuevo controlador. La determinación de las aportaciones realizadas por “ r_i ” y “ r_j ”, a “ r_u ” y “ r_v ”, se puede analizar variable a variable, seleccionando por tanto, para cada variable la información contenida en “ d_i ” o “ d_j ” (base de datos “ i ” o “ j ”). La obtención de los elementos de “ d_u ” correspondientes a cada una de las diferentes variables del sistema, se inicia con el cálculo de dos enteros (v_{hi} y v_{hj}) que representan el número de veces que aparece la variable “ v_h ” en las reglas aportadas a “ r_u ” por parte de “ r_i ” y “ r_j ” respectivamente. La relación entre estos dos enteros refleja la probabilidad de emplear en “ d_u ”, la información referida a la variable “ v_h ” procedente de “ d_i ” o de “ d_j ”. Este proceso se repite de forma independiente para obtener “ d_v ”, de forma que ambas bases de datos pueden duplicar parte de la información contenida en “ d_i ” o “ d_j ”, descartando la parte equivalente de la base contraria.

La reordenación de una base de reglas (r_i) modifica el orden en que las reglas de dicha base se sitúan en la cadena genética, determinando un punto de corte (β) e invirtiendo la posición de los fragmentos generados para dar lugar a una nueva base de reglas (r_u):

$$\begin{aligned} r_i &= \{ r_{i1}, \dots, r_{i\beta} / r_{i\beta+1}, \dots, r_{i\beta} \} \\ r_j &= \{ r_{i\beta+1}, \dots, r_{i\beta} / r_{i1}, \dots, r_{i\beta} \} \end{aligned} \quad (2.31.)$$

Mediante este operador se hace posible obtener diferentes agrupaciones de reglas en cruces posteriores. El operador no afecta a la base de datos.

La mutación puede afectar a los límites de normalización (rangos), o a la base de reglas. Los rangos son pares de números reales que determinan los extremos superior e inferior del intervalo de normalización de cada una de las diferentes variables. Sobre dichos extremos actúa el operador de mutación, produciendo desplazamientos proporcionales a la amplitud del rango, y a un factor aleatorio de distribución uniforme. A la hora de aplicar el desplazamiento sobre los límites de normalización, es preciso considerar la existencia de dos tipos de variables diferenciadas, unas en las que las propiedades de la variable se reflejan en comportamientos simétricos respecto del origen, y otras en las que los rangos no tienen por que ser simétricos. A la hora de desplazar los límites de normalización, se mantendrán simétricos aquellos rangos que previamente lo fueran.

Reuniendo todo ello en una única expresión, y tomando una variable cuyo rango sea $[\lambda_i, \lambda_s]$, la mutación se ajusta a la siguiente definición:

$$\begin{aligned}\lambda_i(t+1) &= \lambda_i(t) + KP_1 S_1 (\lambda_s(t) - \lambda_i(t))/2 \\ \lambda_s(t+1) &= \lambda_s(t) + KP_2 S_2 (\lambda_s(t) - \lambda_i(t))/2\end{aligned}\quad (2.32).$$

donde $P_1 = P_2$ y $S_1 = -S_2$ cuando $\lambda_i(t) = -\lambda_s(t)$ (rangos simétricos).

“ P_1 ” y “ P_2 ” son valores aleatorios generados en el intervalo $[0;1]$ con distribución uniforme, “ S_1 ” y “ S_2 ” toman (equiprobablemente) los valores -1 o 1 , y “ K ” es un parámetro del mecanismo de aprendizaje comprendido en el intervalo $[0;1]$, y que determina la proporción máxima de variación producida por una mutación.

El operador de mutación aplicado a la base de reglas actúa sobre las cadenas de ceros y unos que constituyen las reglas, que a su vez son un elemento de la lista que definen la base de reglas.

Dado un cierto controlador, una regla cualquiera del mismo estará compuesta por una cadena de ($L_a + L_c$) ceros y unos, que podemos representar como:

$$\begin{aligned}P_{11} \dots P_{1n_1}, \dots, P_{N1} \dots P_{Nn_N} \\ C_{11} \dots C_{1m_1}, \dots, C_{M1} \dots C_{Mm_M}\end{aligned}$$

Según este esquema, la cadena global que constituye la regla queda dividida en $N+M$ subcadenas asociadas con cada una de las variables (entrada y salida). Cada una de las subcadenas (gen) es un candidato sobre el que aplicar el operador clásico de mutación genética.

2.4.9. Comparación de enfoques en aprendizaje genético.

En el cuadro 2.3. se presenta un resumen comparativo, en el que se sintetizan las particularidades de los elementos que caracterizan las estrategias de aprendizaje de Michigan y Pittsburg.

	Estrategia de Pittsburgh	Estrategia de Michigan
Población.	Base de Conocimiento.	Reglas borrosas (clasificadores).
Evaluación de la población.	Evaluación del comportamiento del sistema, empleando la base de conocimiento objeto de estudio.	Asignación de credibilidad a los clasificadores.
Aprendizaje.	Operadores genéticos: selección, entrecruzamiento, mutación y sustitución en bases de conocimiento.	<ol style="list-style-type: none"> 1. Asignación de credibilidad: aprendizaje por modificación de las fuerzas de los distintos clasificadores. 2. Descubrimiento de clasificadores, aplicando operadores genéticos al conjunto de clasificadores.

Cuadro 2.3: Comparación de enfoques en el aprendizaje genético.

2.5. Algoritmo evolutivo para adquisición de conocimiento en Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

Un algoritmo evolutivo propuesto para la adquisición de conocimiento en Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales es expuesto en [BAR 08], así como en [MUZ 07] en el que se presenta este algoritmo de aprendizaje aplicado al campo de la detección de personas y objetos en movimientos en robot móviles.

Este algoritmo evolutivo está fundamentado en el enfoque Cooperativo-Competitivo, en el que cada cromosoma codifica una regla, siendo la solución al problema el conjunto de individuos. Las reglas evolucionan juntas (cooperando) en la población y compitiendo entre ellas para obtener mejores prestaciones.

Este enfoque necesita incluir un mecanismo para mantener la diversidad de la población.

El esquema de codificación toma en consideración los siguientes aspectos:

- a) Los cromosomas constan de tres partes, cada una de ellas correspondiente a una proposición de la regla.
- b) Las etiquetas lingüísticas y los cuantificadores han sido descritos con trapecios.
- c) Cada cromosoma tiene asociado una precisión, que codifica el valor que indica un cambio significativo en una variable.

Una descripción del algoritmo evolutivo se muestra en la figura 2.14.

En primer lugar la población es inicializada, generando un cromosoma para cada ejemplo del conjunto de entrenamiento. Después cada individuo es evaluado, asignando a cada regla una bondad, para ello cada individuo (regla) es sometido a un proceso de clasificación de situaciones ejemplos que forman parte de un conjunto de entrenamiento. Dicha bondad es el resultado de una función que toma en consideración tanto las situaciones correctamente clasificadas como las que no lo están. Como resultado del proceso se asigna la fuerza de un individuo sin tener en cuenta los demás.

El enfoque de Cooperación-Competición debe incluir un mecanismo que promueva la competición entre individuos en el mismo nicho (individuos que cubren los mismo ejemplos) al tiempo que deben preservar individuos con fuerza baja, si cubren ejemplos que no son cubiertos por otros individuos.

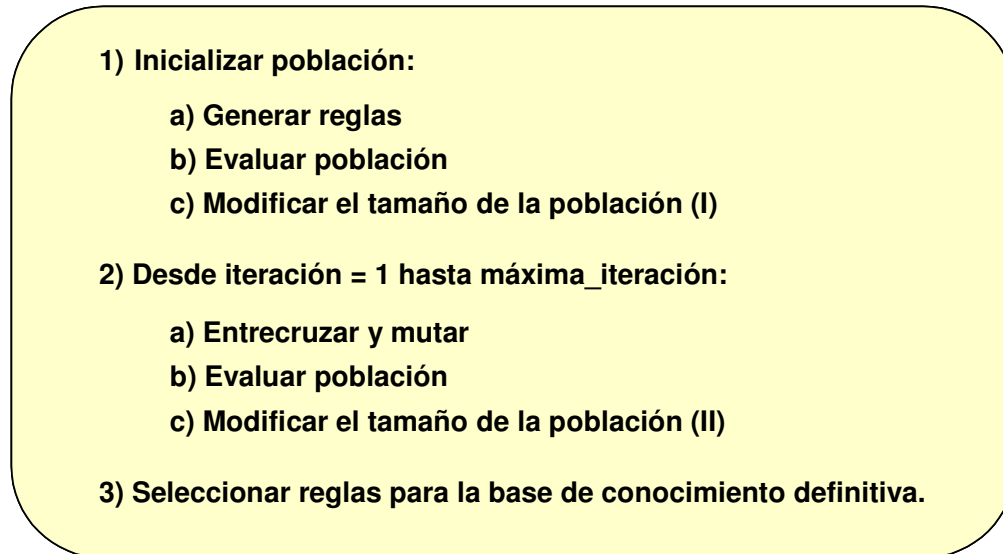


Figura 2.14. Algoritmo evolutivo.

El mecanismo empleado utiliza una metodología basada en competición para realizar esta tarea. En ella cada ejemplo del conjunto de entrenamiento dispone de un indicador a todos los individuos que cubren el ejemplo, debiendo éste señalar al individuo con mayor fuerza. De esta manera el individuo con mayor bondad en el nicho lo explotará, mientras individuos más débiles reducirán su fuerza, y así no podrán competir con el mejor individuo del nicho. Y así la nueva bondad de cada individuo será la primitiva multiplicada por el número de nichos en los que ocupa la mejor calificación y dividida por el número de nichos que cubre.

El paso final en la inicialización de la población consiste en modificar el tamaño de la población, eliminando todos aquellos individuos con fuerza nula. A esta población resultante se la llama población ejemplo. De ella se selecciona los mejores para construir la población inicial a emplear en el comienzo de la parte iterativa.

En ésta siguiente fase, el primer paso consiste en el entrecruzamiento y mutación de individuos de la población. En ella no hay proceso de selección, por lo que una pareja de individuos es aleatoriamente elegida, posteriormente cruzada (con probabilidad p_c) y mutada (con probabilidad p_m) y finalmente añadida a la población. Al finalizar el proceso el nuevo tamaño de la población doblará al inicial, ya que contendrá los individuos originales más sus descendientes.

El paso siguiente consistirá en la evaluación, tras el cual la población sufrirá una modificación de su tamaño, eliminando de ella los individuos de bondad cero y seleccionando de los restantes aquellos de mayor puntuación. En caso de que el número de individuos de la población descendiera por debajo de su valor mínimo, se

le añadirían individuos que cubren ejemplos no apuntados por reglas existentes, elegidos entre la población ejemplo.

El último paso del algoritmo es la selección de reglas, así la base de conocimiento final contendrá aquellas reglas que están ligadas al menos a un ejemplo del conjunto de entrenamiento, cumpliéndose que el tamaño de la población quede por encima del mínimo.

2.6. Encaminamiento en redes de comunicaciones de conmutación de paquetes.

2.6.1. Redes de conmutación de paquetes.

Una red de conmutación de paquetes [HER 91] [STA 00] es una red de comunicaciones conmutada, en la que los terminales introducen información en forma de estructura de datos de longitud variable, llamadas paquetes. El tamaño de estos paquetes está acotado por una longitud máxima permitida, de esta forma se asegura que ninguna comunicación se vea perjudicada frente a otra por el tamaño de los paquetes que utilizan. Cuando un emisor tiene que enviar un mensaje de mayor longitud, este se segmenta en una serie de paquetes.

En cada nodo de la ruta, el paquete que se recibe se almacena temporalmente y se envía al siguiente nodo, una vez que se ha realizado el proceso de encaminamiento. Para implementar este almacenamiento en los nodos existen colas, de forma que cada paquete espera hasta que pueda ser transmitido a un enlace de salida. Los retardos sufridos por los paquetes vendrán dados por el tamaño de las colas y el tiempo de tratamiento de los paquetes, que será función del tamaño de los mismos, ya que se usa la técnica de almacenamiento y reenvío. Estos retardos, por lo tanto, son variables y dependerán de la carga de tráfico en la red. Como el tamaño de las colas es limitado, la memoria en los nodos de conmutación no es infinita, cuando se llenen habrá que descartar paquetes si llegan nuevos, de manera que se produce pérdida de información, lo que degrada la calidad de servicio ofrecida.

En esta técnica, la multiplexación realizada es estadística por división en el tiempo, utilizándose, por tanto, la capacidad del enlace según se va necesitando, de forma exclusiva para cada paquete.

Esta técnica está especialmente diseñada para cursar tráfico de datos, ya que permite utilizar los recursos de la red sólo cuando hay tráfico que transmitir, por lo que no se desperdicia capacidad en los periodos de inactividad.

Existen dos modalidades de conmutación de paquetes [STA 00] [TAN 03] :

- a) Orientado a conexión o de circuito virtual.

Sólo el primer paquete de cada mensaje tiene que llevar la dirección destino. Con este paquete se establece la ruta que deberán seguir todos los paquetes pertenecientes a esta conexión. Cuando llega un paquete que no es el primero, se identifica a qué conexión pertenece y se envía por el enlace de salida adecuado, según la información que se generó con el primer paquete y que permanece almacenada en cada conmutador o nodo. Como todos los paquetes siguen la misma ruta llegarán en secuencia al destino, aunque el retardo de cada uno puede ser variable. De esta forma en la cabecera no será necesario que

aparezca la secuencia del paquete, pero sí un identificador de conexión para poder realizar la conmutación en cada nodo.

b) No orientado a conexión o datagrama.

En este caso, cada paquete debe llevar la dirección destino y para cada uno, los nodos de la red deciden el camino que se debe seguir. Existen muchas técnicas para realizar esta decisión, como por ejemplo comparar el retardo que sufriría, en ese momento, el paquete que se pretende transmitir según el enlace que se escoja. Las técnicas de encaminamiento suelen basarse en el estado de la red, que es dinámico, por lo que las decisiones tomadas respecto a los paquetes de la misma conexión pueden variar según el instante, de manera que éstos pueden seguir distintas rutas. En el caso de que esto ocurra los retardos pueden variar en las distintas rutas elegidas, y por tanto los paquetes se pueden recibir, en el destino, en orden distinto a como fueron transmitidos. Por tanto en cada paquete se deberá incluir el número de secuencia del mismo, para poder ordenarlos en el destino e interpretar correctamente la información.

2.6.2. Encaminamiento en redes de conmutación de paquetes.

Se puede definir el encaminamiento [BER 92] [COM 00] [STA 00] [TAN 03] como un proceso mediante el cual tratamos de encontrar un camino entre dos puntos de la red: el nodo origen y el nodo destino. El objetivo que se persigue es encontrar las mejores rutas entre pares de nodos.

Por mejor ruta se entiende aquella que cumple alguna de estas condiciones:

- a) Presenta el menor retardo medio de tránsito.
- b) Consigue mantener acotado el retardo, entre pares de nodos de la red.
- c) Consigue ofrecer altas cadencias efectivas, independientemente del retardo medio de tránsito.
- d) Ofrezca el menor coste.

Para la medida del coste, se utiliza el concepto de “métrica de red”, son múltiples las métricas que se pueden utilizar, a modo de ejemplo se citan dos de ellas:

- a) Número de saltos (canales) necesarios para ir de un nodo a otro. No se comporta de forma óptima, pero si ofrece buenos resultados, y es empleada con bastante frecuencia. La distancia (valor que se asocia a cada canal) es igual a 1 para todos los canales.

- b) Retardo de Tránsito entre nodos vecinos. En este caso la distancia se expresa en unidades de tiempo, y no es constante a lo largo del tiempo sino que depende del tráfico que soporta el canal.

Algunos de los problemas existentes a la hora de encaminar son:

- a) La carga de los enlaces no va a ser constante (es decir, el mejor camino no siempre será el mismo), al igual que la tasa de generación de mensajes. El encaminamiento busca el camino óptimo, pero como el tráfico varía con el tiempo, el camino óptimo también dependerá del instante en que se observa la red.
- b) Hay que tener en cuenta los cambios en la topología de la red (hay nodos que se caen, o se añaden, o se quitan, etc).
- c) Existen recursos limitados, no pudiéndose cursar todos los paquetes a infinita velocidad.
- d) Asincronía, en el sentido de que no hay un momento determinado para que ocurran las cosas (un nodo transmite cuando le llega información, y esto sucede a su vez cuando el usuario decide mandarla).

Por tanto, el encaminamiento debe proveer a la red de mecanismos para que ésta sepa reaccionar ante situaciones como:

- a) Variabilidad del tráfico: se han de evitar las congestiones de la red.
- b) Variaciones topológicas, como las mencionadas con anterioridad: caídas de enlaces, caídas de nodos, altas y bajas.
- c) Cambios en la "calidad de servicio": a veces se pide un servicio donde no importa el retardo y sí un alto caudal, y viceversa.

Los procesos que tienen lugar en el encaminamiento son:

- a) Algoritmo de encaminamiento: método para calcular la mejor ruta para llegar de un sitio a otro. La mejor ruta podrá calcularse en función de los costes, retardos, distancias ...
- b) Protocolo de encaminamiento: es el procedimiento seguido por los nodos para intercambiar la información de encaminamiento.
- c) Decisión de encaminamiento: hace referencia al nodo o nodos, en la red, responsables de la decisión de encaminamiento.
- d) Instante de decisión: en redes de datagramas la decisión de encaminamiento se toma de forma individual para cada paquete, en redes orientadas a

conexión la decisión se materializa en el momento en que se establece un circuito virtual.

2.6.3. Principales métodos de encaminamiento.

En la siguiente figura se presenta la estructura general de un nodo de conmutación de paquetes:

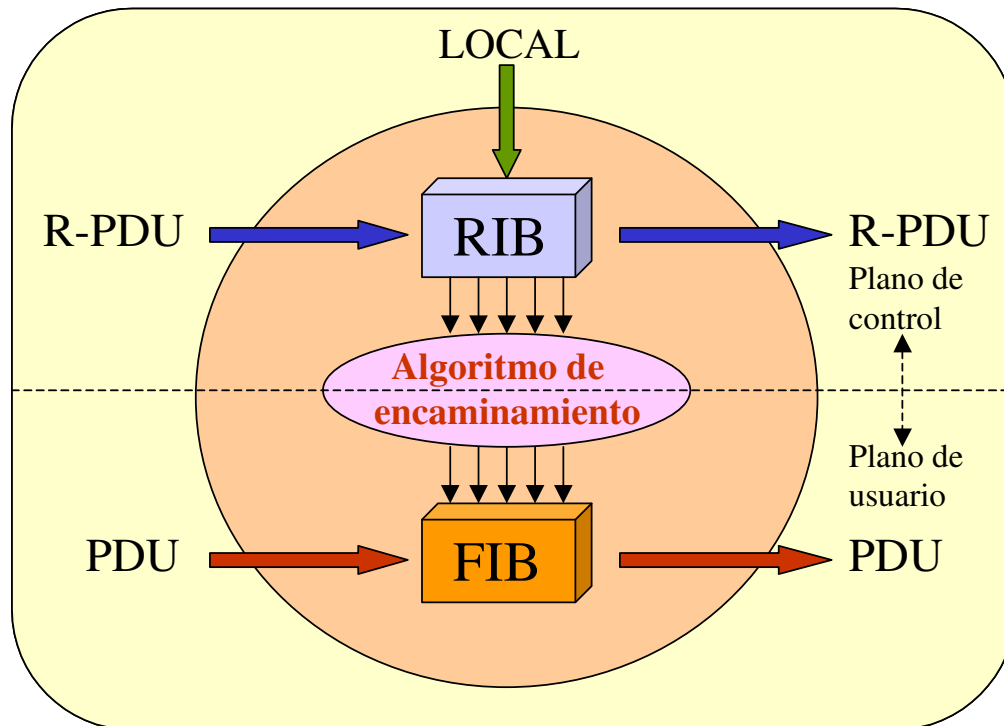


Figura 2.15. Estructura general de un nodo de conmutación de paquetes.

Los elementos que intervienen en el proceso de encaminamiento son [STA 00]:

- PDU (*Protocol Data Unit*): Unidad fundamental de intercambio de información para un nivel determinado, como nivel de enlace, red, etc.
- R-PDU (*Routing-PDU*): información de control entre nodos. Son paquetes de control, que se mandan a otros nodos con información sobre la red (no son datos). Por ejemplo, se manda la información de que el nodo sigue activo, y también las distancias a otros nodos (vector de distancias).

- c) FIB (*forward information base*): es la tabla de encaminamiento que se consulta para hacer el reenvío de los paquetes generados por los usuarios (los PDU representan estos paquetes).
- d) RIB (*routing information base*): tabla que almacena las distancias a los nodos. Es la base de información de encaminamiento que se consulta para decidir y formar la FIB. La información contenida en las RIBs se consigue mediante interacción con el *entorno local* de cada nodo (cada nodo observa sus enlaces) y mediante la recepción de R-PDUs de información de control, procedentes de otros nodos vecinos, que informan del conocimiento que estos nodos tienen sobre el estado de la red. A su vez, con la información almacenada en las RIBs, se mandan PDUs de control para informar del conocimiento del estado de la red, que el nodo tiene, a los demás nodos.
- e) LOCAL: Información del entorno local del nodo. Contiene la información a la que el nodo puede acceder directamente (memoria disponible, enlaces locales, etc.).

El proceso de encaminamiento se puede resumir en que a partir de la RIB obtenida, se utiliza el algoritmo de encaminamiento para calcular la FIB, y cuando una PDU llega al nodo, se consulta la FIB para elegir el enlace por dónde reencaminarla.

Se puede realizar una clasificación de los métodos de encaminamiento en función de [BER 92] [STA 00]:

- a) Dónde se decide encaminar, pudiéndose distinguir:
 - 1) Fijado en el origen: son los sistemas finales los que fijan la ruta que ha de seguir cada paquete. Para ello, cada paquete lleva un campo que especifica su ruta, y los nodos sólo se dedican a reenviar los paquetes por esas rutas ya especificadas.
 - 2) Salto a salto: los nodos, sabiendo dónde está el destino, conocen sólo el siguiente salto a realizar.
- b) La adaptabilidad [COM 00] [TAN 03].
 - 1) No adaptables o estáticos.
 - Estáticos: las tablas de encaminamiento de los nodos se configuran de forma manual y permanecen inalterables hasta que no se vuelve a actuar sobre ellas. La adaptación a cambios es nula.
 - Q-Estáticos: este encaminamiento, es igual que el estático pero en vez de dar una sola ruta fija, se dan además varias alternativas para prever el caso de que la principal no funcione, de ahí que tenga una adaptabilidad reducida.

2) Adaptables o dinámicos.

- Aislados: No se tiene en cuenta la información de los otros nodos a la hora de encaminar. Se basa en que cada vez que un nodo recibe un paquete que tiene que reenviar (porque no es para él) lo reenvía por todos los enlaces salvo por el que le llegó. Son muy útiles para enviar información de emergencia.
- Centralizados: En este tipo de encaminamiento, todos los nodos son iguales salvo el nodo central. Los nodos envían al central información de control a cerca de sus vecinos. El nodo central será el que se encargue de recoger esta información, para hacer la tabla de encaminamiento que posteriormente envía a cada nodo.
- Distribuidos: Son los más utilizados. En este tipo de encaminamiento todos los nodos son iguales, todos envían y reciben información de control y todos calculan sus tablas de encaminamiento. La adaptación a cambios es óptima. Hay dos familias de procedimientos distribuidos:
 - Vector distancia: cada nodo informa a sus nodos vecinos de todas las distancias conocidas por él, mediante vectores de distancias, que contienen un par (nodo : distancia al nodo) por cada nodo conocido.
 - Estado de los enlaces: cada nodo difunde a todos los demás nodos de la red las distancias con sus nodos vecinos.

2.6.4. Algoritmos de encaminamiento.

Existen varios tipos de algoritmos de encaminamiento [BER 92] [COM 00] [STA 00] [TAN 03]:

- a) Algoritmos de camino más corto: cada nodo decide cuál es el camino más corto hacia un destino, en función de la información de control que recibe de otros nodos de la red. Estos algoritmos minimizan el *coste* o *distancia* de la ruta que une dos nodos cualesquiera. Por ejemplo, si la métrica utilizada es el número medio de saltos, el algoritmo de camino más corto será el que minimice este número de saltos entre los nodos que pretendemos conectar. Algoritmos de este tipo son los de Dijkstra, de Floyd - Marshall, de Bellman - Ford y de Bellman - Ford distribuido .
- b) Algoritmos aislados: los nodos no intercambian información de control explícitamente. Podemos distinguir dos clases de algoritmos para un

encaminamiento de este tipo, que son algoritmos de aprendizaje y algoritmos de inundación.

- c) Algoritmos de difusión: permiten hacer llegar un paquete a todos los nodos de una red. Este procedimiento encuentra una aplicación directa para un encaminamiento basado en estado de enlaces, puesto que la información sobre los estados de los enlaces se *difunde* a toda la red, y en general, lo que se hará será mandar paquetes a todos los nodos y marcarlos para deshabilitarlos si vuelven a pasar (para evitar bucles).
- d) Algoritmos aleatorios: un nodo selecciona un único camino de salida para retransmitir un paquete entrante. El enlace de salida se elige de forma aleatoria, excluyendo el enlace por el que llegó.

2.6.5. Protocolos de encaminamiento.

El protocolo de encaminamiento es un elemento esencial para un buen funcionamiento del encaminamiento en Internet. En esta red, los routers encaminan los datagramas IP de un nodo a otro a través de un enlace, desde la máquina origen hasta la de destino. Para realizar esta función, será necesario, que el router en cuestión, tenga idea de la topología de la red, así como conozca la mejor ruta para encaminar los paquetes. La finalidad de los protocolos de encaminamiento es proporcionar esta información, a los nodos [STA 03].

Hay varios protocolos de encaminamiento:

- a) RIP y OSPF, son protocolos de encaminamiento interior¹, utilizados en Internet.
- b) BGP y IDRP, son protocolos de encaminamiento exterior².

¹ Protocolo de encaminamiento interior: se refiere a un protocolo empleado para intercambio de información de encaminamiento entre encaminadores pertenecientes a un mismo sistema autónomo.

² Protocolo de encaminamiento exterior: se refiere a un protocolo empleado para el intercambio de información de encaminamiento entre diferentes sistemas autónomos.

Sistemas autónomos: se refiere a un conjunto de redes y encaminadores gestionados por una única organización, que permite el intercambio de información de encaminamiento a través de un protocolo de encaminamiento interior.

2.6.5.1 Routing Information Protocol (RIP).

Es un protocolo de encaminamiento, utilizado en el interior de sistemas autónomos, relativamente simple. Debido a esta simplicidad está indicado para ser empleado en pequeñas redes tcp/ip, siendo aún el protocolo más comúnmente empleado.

Se trata de un protocolo que utiliza el método del vector distancia, lo que conlleva que cada nodo (router) intercambia, con los nodos vecinos, información sobre las distancias o métricas conocidas a los nodos de la red. Esta información se incluye dentro del “vector distancia”, que está compuesto por pares (nodo, distancia al nodo). Esta información, que es intercambiada periódicamente entre nodos vecinos, junto con la información local del entorno de cada nodo, es utilizada para conformar y actualizar las tablas de información de encaminamiento, que almacenan las distancias para alcanzar a los nodos. También, cíclicamente, cada nodo, en función del contenido de esta tabla de información de encaminamiento, calcula su tabla de encaminamiento, utilizando para ello un algoritmo de “camino más corto”, concretamente el de Bellmand-Ford. Esta última tabla, para cada destino (máquina o red) asigna la dirección del siguiente nodo en la ruta, para alcanzar el destino con un coste o métrica mínima [STA 03].

A medida que el tamaño y la velocidad de las redes se han incrementado, las limitaciones de RIP han disminuido su grado de utilización.

Como solución a las desventajas asociadas a RIP, se ha generalizado la utilización de OSPF, como protocolo de encaminamiento de pasarela interior.

2.6.5.2. Open Shortest Path First (OSPF).

Se trata de un protocolo que utiliza el método de estado de los enlaces, lo que conlleva que cada nodo (router) intercambie, con los demás nodos de la red, información sobre las distancias o métricas a sus nodos vecinos. Los paquetes que contienen esta información, de encaminamiento, se propagan por inundación. Esta técnica asegura que todos los nodos de la red actualicen esta información, rápidamente y casi en el mismo instante, reduciendo problemas de inconsistencia en tablas, así como de formación de lazos. Periódicamente, cada nodo, recibe información de los demás nodos de la red, construye la topología de la red, y aplica un algoritmo de “camino más corto” (en este caso el de Dijkstra) para calcular su tabla de encaminamiento [STA 03].

2.6.6. Utilidad de los sistemas de encaminamiento adaptativo distribuido.

Las principales condiciones que influyen en las decisiones de encaminamiento son [BER 92] [STA 00]:

- a) Fallos: cuando un nodo o un enlace falla, no puede volver a ser utilizado como parte de una ruta.
- b) Congestión: cuando una parte de la red sufre una congestión importante, es deseable encaminar los paquetes rodeando la zona congestionada.

Un buen método de encaminamiento, deberá reaccionar, para adaptarse a estos condicionantes, de manera que las decisiones de encaminamiento cambien en la medida que lo hace el estado de la red [STA 00]. Según lo expuesto, en el apartado anterior, serán los métodos adaptables o dinámicos los que se ajustan a esta funcionalidad.

Para hacer uso de encaminamiento adaptable o adaptativo, es necesario que los nodos intercambien información acerca del estado de la red. El uso de la técnica de encaminamiento adaptable presenta varias desventajas en comparación con el encaminamiento estático [STA 00]:

- a) La decisión de encaminamiento es más compleja, con el consiguiente aumento del coste de procesamiento en los nodos.
- b) Cuanto más frecuentemente se intercambie información, mejores serán las decisiones de encaminamiento tomadas, pero mayor será también el tráfico adicional, lo que conlleva una degradación en las prestaciones de la red.
- c) La estrategia adaptable puede reaccionar demasiado rápidamente, provocando oscilaciones y causando congestión, o demasiado lentamente, en cuyo caso no es válida.

A pesar de estos peligros reales, las estrategias de encaminamiento adaptable son las más utilizadas, por dos razones [STA 00].

- a) El usuario de la red percibe que las prestaciones mejoran con el uso de éstas técnicas.
- b) Estas técnicas pueden resultar de ayuda en el control de la congestión.

Por ello, la mayor parte de las redes de conmutación de paquetes, entre ellas Internet, hacen uso de métodos de encaminamiento adaptables [BER 92] [COM 00] [STA 00] [TAN 03].

Tal como se ha expuesto, los métodos de encaminamiento adaptables se pueden desglosar en: aislados, centralizados y distribuidos [STA 00]. El más utilizado es el distribuido, ya que hace uso de toda la información disponible y además, entre otros aspectos, permite un encaminamiento adaptable ante la caída de un nodo especial, el central [STA 00].

2.6.7. Problemática asociada a los sistemas de encaminamiento adaptativos distribuidos.

Según lo expuesto en el apartado anterior, la mayor parte de las redes de conmutación de paquetes, hacen uso de métodos de encaminamiento adaptables y distribuidos, ya que son capaces de reaccionar ante una degradación de las prestaciones de la red, permitiendo la recuperación de la misma [STA 00].

Si bien esta adaptabilidad puede ser reducida, debido a la siguiente problemática:

a) Utilización de una métrica pobre.

En el proceso de encaminamiento, hay un elemento que es crucial: la medida del estado de los enlaces. Así, si se utiliza una métrica pobre, para caracterizar el estado de los enlaces, las prestaciones del algoritmo y por tanto del protocolo serán pobres [TAN 01-1]. Normalmente para obtener la métrica se calcula el valor medio de un parámetro, por ejemplo el retardo sufrido por los paquetes al atravesar el enlace, durante un intervalo de observación. Si este valor, es significativamente distinto (supera un determinado umbral) al observado en el intervalo anterior, el nuevo valor de la métrica se comunicará a los demás nodos.

En una red de conmutación de paquetes los requerimientos de “calidad de servicio” vienen dados, entre otros parámetros, por: el retardo medio sufrido por los paquetes, la varianza en el retardo (jitter), la tasa de pérdidas de paquetes, el ancho de banda.

El efecto buscado, por cada uno de estos requerimientos de calidad de servicio, es distinto y por tanto utilizan métricas distintas, que no presentan correlación entre sí, de manera que dada una métrica no se puede realizar ninguna inferencia sobre el valor de la otra, por lo que cada una de ellas utilizará reglas diferentes para obtener la mejor ruta, dificultando así la tarea de optimizar el comportamiento de la red. [STA 03].

b) Comportamiento estático entre instantes de muestreo.

Los métodos distribuidos hacen uso de información, sobre el estado de los enlaces de la red, que le llegan procedente de otros nodos. La naturaleza distribuida del sistema a controlar introduce dificultades adicionales al proceso de encaminamiento, achacables a que las medidas de estatus sufrirán un retraso (debido a su propagación en enlaces), y además éstas no estarán disponibles continuamente, siendo necesario realizar un muestreo a intervalos finitos [STA 00].

De lo anteriormente expuesto se deduce que los métodos de encaminamiento adaptables podrán reaccionar ante cambios en la red, de forma diferida, sólo en los instantes de muestreo, comportándose en el resto del intervalo de muestreo como un algoritmo estático. Evidentemente cuanto menor sea el intervalo de muestreo, mayor será la capacidad de adaptación del sistema, pero también mayor será la carga de la red, debida a paquetes de control. Por tanto, se tendrá que buscar un valor de equilibrio, del intervalo de muestreo, que permita alcanzar unas buenas prestaciones en la red.

c) Aparición de oscilaciones en el proceso de encaminamiento.

En los sistemas de encaminamiento adaptativos, las rutas que comúnmente soportan una carga fuerte (con una métrica elevada) serán evitadas para encaminar, así como las rutas que soportan una carga débil (con una métrica baja) serán seleccionadas ahora para encaminar. Hecho que puede causar una oscilación no esperada en el proceso de encaminamiento [CAR 98-1]. Si la ruta utilizada presenta una carga elevada, el retardo medio sufrido por los paquetes crece, si se producen oscilaciones en el proceso de encaminamiento la varianza del retardo sufrido por los paquetes también crece, y por tanto la evaluación de la prestaciones que ofrece la red decrece.

2.7. Utilización de Sistemas Borrosos basados en Reglas aplicados al Encaminamiento en Redes de Comunicaciones.

Con el objetivo de intentar resolver, al menos en parte, los problemas asociados al encaminamiento adaptativo distribuido, expuestos en el apartado 2.6.7. han sido varios los trabajos realizados hasta la fecha, en los que se ha propuesto la aplicación de Sistemas Borrosos Basados en Reglas, a la mejora del encaminamiento en redes conmutadas.

Un número representativo de dichas aportaciones va ser objeto de estudio y breve descripción en los siguientes subapartados, en los que la descripción de las propuestas se expondrá distinguiendo entre aplicaciones a redes orientadas conexión y a datagramas.

2.7.1. Aplicación de Sistemas Borrosos basados en Reglas al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes orientadas a conexión, con requerimientos de calidad de servicio.

Son tres los trabajos que se van a describir en este punto, caracterizados por que las variables de contexto, del controlador borroso empleado, estarán asociadas a parámetros que definen el estado del enlace.

2.7.1.1. Aplicación de la Lógica Borrosa para la implementación de un algoritmo de encaminamiento.

El problema abordado en estos trabajos [ZHA 02] [ZHA 05], consiste en encontrar para cada flujo de tráfico, con requerimientos de calidad de servicio, una política óptima de encaminamiento, basada en el estado del sistema.

Los aspectos a optimizar, relacionados con los requerimientos de calidad de servicio, pueden ser varios, como ejemplo los siguientes:

- a) Minimización del porcentaje de conexiones rechazadas en los nodos que las generan.
- b) Minimización del porcentaje de conexiones perdidas a lo largo de la ruta.
- c) Minimización del retardo medio sufrido por los paquetes al atravesar la red.

Para cada flujo de tráfico, generado en un nodo, el estado de cada camino elegible, está descrito por (s, n_i) , siendo “ s ” el número de saltos en el camino, y “ n ” el número de paquetes existentes en el buffer “ i ” del camino en cuestión.

Para resolver este problema de encaminamiento, en redes con requerimientos de calidad de servicio, en este trabajo se propone la utilización de un sistema borroso basado en reglas, en el que:

- a) Las variables de contexto son el número de saltos que posee el camino (s), y el factor de utilización del mismo (ρ).
- b) La variable de operación es la puntuación del camino (r).
- c) Las etiquetas lingüísticas asociadas a los conjuntos borrosos empleados tanto en las variables de contexto como de operación son ZO: cero, PS: positivo pequeño, PM: positivo medio y PB: positivo grande.
- d) La base de reglas, está contenida en la siguiente tabla.

r		$\bar{\rho}$			
		ZO	PS	PM	PB
s	ZO	PB	PM	PS	ZO
	PS	PM	PS	ZO	ZO
	PM	PS	ZO	ZO	ZO
	PB	ZO	ZO	ZO	ZO

Tabla 2.1. Base de reglas borrosas.

Este algoritmo borroso de encaminamiento, para redes con requerimientos de calidad de servicio, se puede concretar en los siguientes pasos:

- Para todos los caminos existentes entre un nodo origen y destino, se obtiene su información de estado.
- Para cada camino posible se calcula los valores tomados por los parámetros “s” y “ρ”.
- Para cada camino posible calcular su parámetro “r”. Para ello utilizar un Sistema de Control Borroso Basado en Reglas. El valor de “r” se obtendrá como resultado del proceso de defuzzificación que tiene lugar en el sistema borroso.
- Elegir como ruta para encaminar el flujo, aquella que presente un valor más alto en su puntuación “r”.

Según se ha expuesto, la puntuación “r”, de un camino, representa el grado de utilidad de ese camino, según los requerimiento de una serie de criterios.

Una vez producida la elección de un camino, una conexión sólo será rechazada si todos los buffers del camino elegido están llenos. En cualquier otro caso, la conexión será aceptada y encaminada sobre la ruta elegida, durante la duración completa de la conexión. Cuando un flujo de tráfico es encaminado por una ruta, cualquier paquete que llegue a un buffer y lo encuentre completo, será descartado.

En este trabajo, para la evaluación del comportamiento de este algoritmo borroso de encaminamiento, se realizó una comparación con otros algoritmos de encaminamiento:

- a) De directorio fijado [BAL 95].
- b) De camino más corto.
- c) De versión no borrosa, del algoritmo de encaminamiento borroso.

Dicha comparación se realizó mediante la simulación del comportamiento de una red bajo las cuatro mencionadas técnicas de encaminamiento.

Para la evaluación del comportamiento de una red se obtuvieron los valores de los siguientes parámetros:

- a) Porcentaje de conexiones rechazadas.
- b) Porcentaje de paquetes perdidos.
- c) Retardo medio sufrido por los paquetes.

Medidas que fueron obtenidas en varias simulaciones, bajo condiciones de carga distintas.

De la observación de los resultados, se pueden extraer las siguientes conclusiones:

- a) A medida que la carga ofrecida a la red aumenta las prestaciones de la red disminuyen, para todos los algoritmos de encaminamientos simulados.
- b) El algoritmo de encaminamiento borroso es el que, para cualquier valor de la carga de tráfico ofrecido, presenta mejores prestaciones.

2.7.1.2. Modificación del algoritmo de Dijkstra, utilizando funciones de pertenencia borrosas en el proceso de cálculo del coste asociado a un camino.

En este trabajo [KHA 03] [KHA 04] se presenta un algoritmo borroso de encaminamiento, orientado a proporcionar un compromiso entre el balanceo en la carga y la minimización de la longitud de las rutas. Utilizando para ello múltiples objetivos a la hora de la optimización del coste asociado a un camino.

Si bien en el encaminamiento on-line, basado en la realización de reservas, la única restricción que presenta es la cantidad de ancho de banda demandada, la consecución de un adecuado balanceo en la carga, conlleva además la satisfacción de varios objetivos, como son:

- a) Maximizar el ancho de banda en el enlace que actúa como cuello de botella en el camino.
- b) Maximizar el ancho de banda en los enlaces que no son cuello de botella en el camino.
- c) Minimizar el número de saltos en el camino.

En redes en las que se requiere la satisfacción de varios objetivos, la utilización de la Lógica Borrosa constituye una herramienta útil para optimizar el proceso de encaminamiento, en situaciones en las que los objetivos perseguidos pueden ser potencialmente conflictivos.

Antes de la descripción del algoritmo, conviene abordar la descripción de una serie de elementos que permiten modelar la red. Por ejemplo el grafo $G(N,L)$, donde " N " es el conjunto de routers, y " L " el conjunto de los enlaces de la red. Para cada enlace " j " en el conjunto " L ", se define el parámetro " c_j " (capacidad del enlace " j ") y " r_j " (ancho de banda residual del enlace " j "). En la red, cada petición de conexión se puede representar por (s, d, b) , que se refiere al nodo origen, al destino y al ancho de banda solicitado.

Este algoritmo borroso de encaminamiento, se realiza en varios pasos:

- a) Comprobar si existe posibilidad de dar satisfacción a la solicitud de ancho de banda " b " entre el router fuente " s " y el de destino " d ", de una conexión. Para examinar el cumplimiento de esta restricción, se descartan todos los enlaces " j " que presentan un ancho de banda residual menor que el ancho de banda demandado ($r_j < b$) en el grafo $G(N,L)$.
- b) Cálculo de la viabilidad del camino. Para ello se utiliza un criterio borroso que permite encaminar cada petición de conexión, manteniendo balanceada la carga en la red.

Como ejemplo la siguiente regla borrosa, describe uno de los criterios borrosos seguidos para definir la alcanzabilidad de un nodo.

*Regla 1: **SI** un camino entre el nodo " x " y el nodo " y " presenta una baja utilización de su ancho de banda, en el enlace que se constituye en cuello de botella, **Y** el camino a " y " a través de " x " presenta una baja utilización, de los otros enlaces que no son cuello de botella, **Y** el camino a " y " a través de " x " tiene menor número de saltos **ENTONCES** el nodo " y " presenta una alta alcanzabilidad.*

Siguiendo esta regla, cuando se enrute una petición de camino, se elegirá, como mejor camino, aquel a través del cual el destino " d " presente una mayor alcanzabilidad.

Para la descripción del algoritmo, que nos permite calcular el camino de mayor alcanzabilidad, es necesario conocer previamente el significado de los parámetros siguientes:

- a) " p_{xy} ": grado de pertenencia del camino, que va del nodo "x" hasta el "y", al conjunto borroso "caminos con baja utilización".
- b) " l_{xy} ": grado de pertenencia del camino, con origen en "s" y destino en "d", al conjunto borroso "enlaces con baja utilización".
- c) " h_{xy} ": grado de pertenencia del camino, con origen en "s" y destino en "d", al conjunto borroso "caminos con menor número de saltos".
- d) " m_y^f ": grado de pertenencia de un nodo "y" al conjunto borroso "nodos alcanzables". Su valor se obtiene como el máximo de él mismo y el valor de $test_y$.
- e) $test_y$: prueba realizada para el (nuevo) camino al nodo "y" a través de "x", con el objetivo de calcular su alcanzabilidad. Parámetro cuyo valor se obtendrá a partir de los parámetros " p_{xy} ", " l_{xy} " y " h_{xy} " aplicando el operador OWA [RON 88].

Estando definidas las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos:

- a) Caminos con baja utilización.
- b) Enlaces con baja utilización.
- c) Caminos con menor número de saltos.

En función de los valores tomados por:

- a) Ancho de banda residual en el camino entre el nodo "x" y el nodo "y".
- b) Ancho de banda residual en los enlaces del camino al nodo "y" pasando por "x".
- c) Número de saltos en el camino al nodo "y" pasando por "x".

Se podrá calcular los valores de " p_{xy} ", " l_{xy} " y " h_{xy} ".

Una vez que se es capaz de calcular el grado de pertenencia de un nodo al conjunto borroso "nodos alcanzables". Se puede utilizar una versión modificada del Algoritmo de Dijkstra que, dado un nodo de ingreso y otro de egreso, permita seleccionar el camino que proporciona mejor alcanzabilidad.

La modificación propuesta para el algoritmo de Dijkstra se presenta en el siguiente esquema:

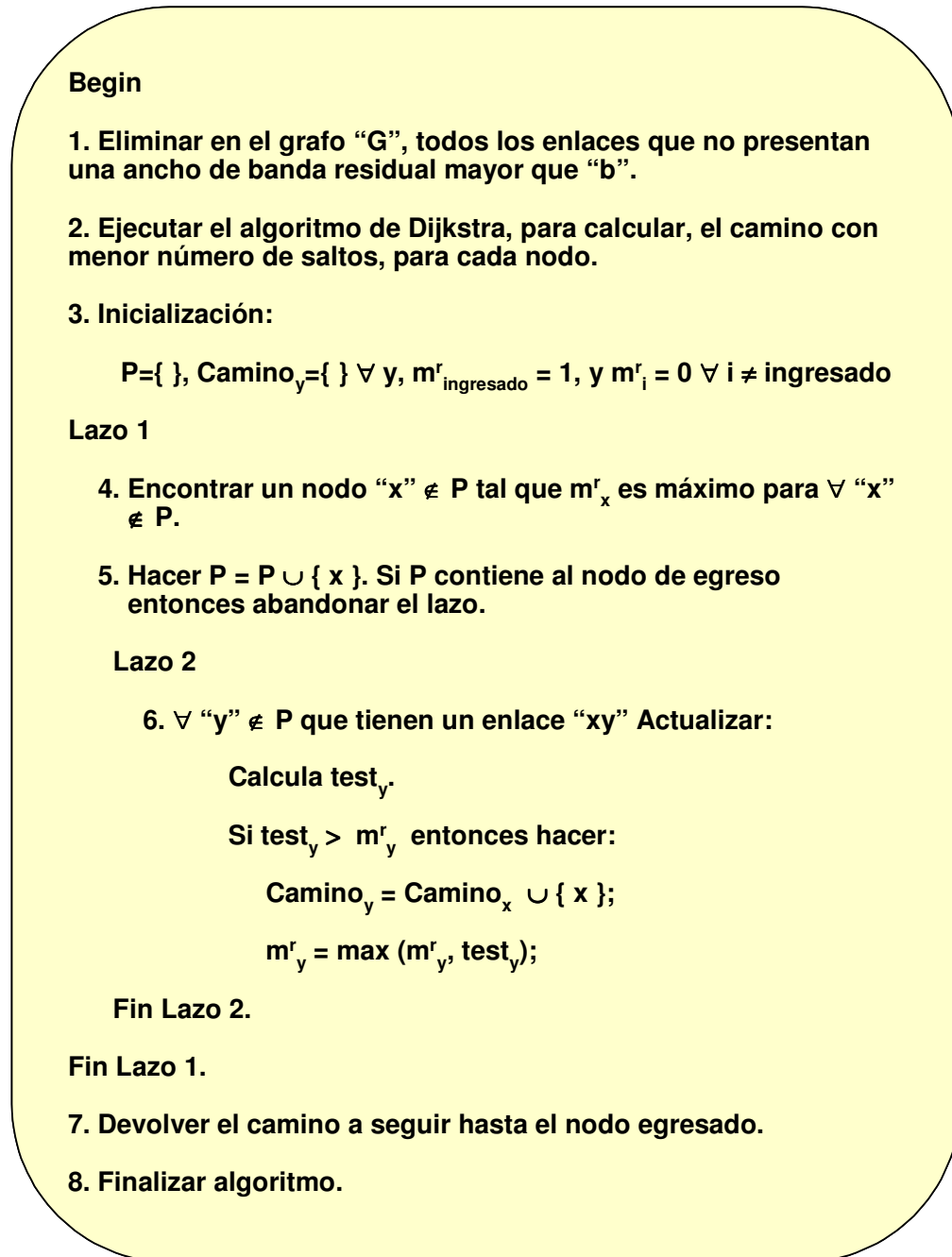


Figura 2.16. Estructura del algoritmo.

En este trabajo, para la evaluación del comportamiento de este algoritmo borroso de encaminamiento, se realizó una comparación con otros algoritmos de encaminamiento:

- a) WSP [GUE 97-1].
- b) MIRA [KAR 00].

Comparación que se ha realizado tanto en condiciones estáticas como dinámicas.

Para la evaluación del comportamiento de una red, en un escenario estático, se tuvo en cuenta las prestaciones de la red desde la perspectivas de:

- a) Balanceo de la carga.
- b) Bloqueo de las peticiones de camino.

Las principales métricas para medir las prestaciones desde el punto de vista del balanceo de carga son:

- a) Máxima utilización del enlace.
- b) Utilización media del enlace.
- c) Desviación estándar en la utilización del enlace.

La principal métrica para medir las prestaciones, desde el punto de vista del bloqueo de las peticiones de camino, es el número de peticiones rechazadas.

De la observación de los valores obtenidos para dichos parámetros se extrae la conclusión que el algoritmo que ofrece mejores prestaciones es el que hace uso de la Lógica Borrosa.

Para la evaluación del comportamiento de una red, en un escenario dinámico, la principal métrica utilizada es el número de peticiones rechazadas.

De la observación de los valores obtenidos, para dicho parámetro, se extrae la conclusión que el algoritmo borroso es también el que ofrece las mejores prestaciones.

Al igual que para el algoritmo de Dijkstra, también se han sugerido modificaciones basadas en el empleo de la Lógica Borrosa para la optimización de otro algoritmo clásico de camino más corto como el de Bellmand-Ford [RES 06], con el objetivo de optimizar las prestaciones ofertadas por el mismo.

2.7.1.3. Obtención de una métrica borrosa para su aplicación al encaminamiento en la Red Digital de Servicios Integrados de banda ancha.

En este trabajo [ABO 97] [ABO 98] se propone la utilización de un enfoque basado en la Lógica Borrosa para definir un coste que refleje los valores de las diferentes métricas asociadas a los enlaces, en el marco de la Red Digital de Servicios Integrados de banda ancha.

La metodología de encaminamiento, propuesta en esta contribución, está orientada a redes de banda ancha, como ATM, que han sido diseñadas para trasportar voz, datos y video, con diferentes tipos de requerimientos de calidad de servicio.

En estas redes el encaminamiento de flujos, con diferentes requerimientos, presentan dificultades que están ligadas a los siguientes aspectos:

- a) El comportamiento de cada enlace se puede describir en función de múltiples métricas. Por ejemplo: ancho de banda disponible, retardo, varianza del retardo, número medio de celdas perdidas, número de celdas consecutivas perdidas, coste, etc.
- b) La inclusión de un enlace en un camino, dependerá de los requerimientos del flujo que se desea encaminar.

Otros aspectos, también ligados al encaminamiento de este tipo de redes, son:

- a) Algunas métricas presentan un efecto negativo sobre el flujo (por ejemplo, el retardo; los flujos elegirán las rutas con menor retardo). Otras métricas en cambio presentan un efecto positivo (por ejemplo el ancho de banda; los flujos preferirán las rutas que tengan un mayor ancho de banda disponible).
- b) A menudo, es mejor asignar el flujo a enlaces que satisfacen, estrictamente, los requerimientos de flujo, que asignarlo a otros enlaces que satisfacen de sobra dichos requerimientos.
- c) Algunos flujos requieren una cantidad exacta, mínima o máxima, de una determina métrica específica. Este tipo de flujo, normalmente requieren una decisión rápida a la hora de encaminar, basada en restricciones booleanas.
- d) Hay flujos que requieren una cantidad exacta, mínima o máxima, de una determina métrica específica, pero cuando la métrica satisface dicho requerimiento el coste asociado al enlace no es uno (no se trata de un parámetro binario). Para ello, puede ser usado, un costo normalizado, que incrementa su valor a medida que la cantidad disponible, de la métrica considerada, sobrepasa el valor demandado en los requerimientos del flujo.
- e) Algunos flujos pueden demandar un determinada cantidad de una métrica, pero pueden aceptar una cantidad menor o mayor.

Para expresar estas relaciones entre los requerimientos de flujo y la métrica, para cada par (métrica, flujo) en cada enlace, se da valor a las siguientes variables lingüísticas:

- a) AVL, es una variable lingüística de entrada, describe la cantidad disponible de la métrica relacionada con los requerimientos del flujo, para esta métrica.
- b) EFF, es una variable lingüística de entrada, describe las relaciones entre el flujo y la métrica.
- c) COST, es una variable lingüística de salida, describe el coste asociado a un par (métrica, flujo) en un determinado enlace. Está normalizado para permitir la suma de diferentes métricas, para un flujo específico en un enlace.

Las funciones de pertenencia asignadas a las variables lingüísticas:

- a) Para AVL y EFF, presentarán forma triangular.
- b) Para COST la forma elegida es la de una gaussiana.

El sistema borroso basado en reglas, elegido para la obtención del coste asignado a un enlace, es de tipo Mandani, siendo el método de defuzificación empleado el del centro de área (COA).

En la figura 2.16 se muestra el esquema del sistema de encaminamiento utilizado para encaminar los flujos entrantes.

Para la evaluación de las prestaciones de este método de encaminamiento se ha realizado la comparación con un algoritmo de encaminamiento clásico, combinación de uno de camino más corto y un método de encaminamiento estocástico [ONV 95]. Confrontación que se ha realizado para diferentes patrones de tráfico.

En el método de encaminamiento propuesto, para la obtención del coste asociado a un enlace, se han utilizado, como variables de entrada al sistema borroso, las siguientes métricas:

- a) Retardo medio en el enlace.
- b) Ancho de banda disponible en el enlace.

Métricas que han sido usadas en la literatura [MUR 96], para examinar el funcionamiento de algoritmos de encaminamiento.

Para la evaluación del comportamiento de la red, se ha simulado el funcionamiento de la misma, implementando estos dos tipos de encaminamiento, realizando la medida de los siguientes parámetros:

- a) Caudal. Que es función de la carga ofrecida a la red.
- b) Utilización. Es el valor medio de la utilización de los enlaces en la red. Por utilización se entiende la fracción de la capacidad usada.

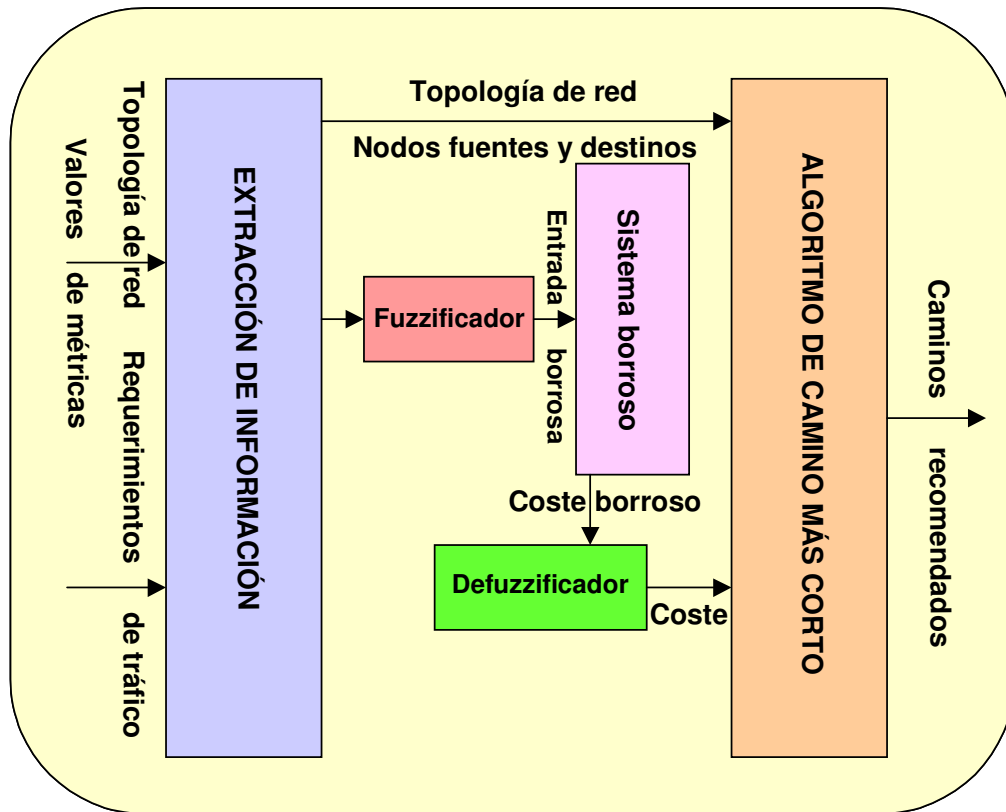


Figura 2.17. Estructura del sistema de encaminamiento en redes con asignación de costes borrosos.

- c) Nivel de injusticia. Es el coeficiente de variación entre los caudales de las distintas clases de tráfico.
- d) Llamadas retardadas. Es el porcentaje de llamadas que experimentan un retardo mayor que el requerido.

De la observación de los resultados obtenidos en la citada comparación, se puede extraer las siguientes conclusiones:

- a) Desde los puntos de vista del caudal cursado, de la utilización media de la red, y del nivel de injusticia, se obtiene mejores prestaciones utilizando encaminamiento que borroso que empleando el encaminamiento clásico.
- b) Desde el punto de vista del retardo de llamadas, se obtiene mejores prestaciones utilizando encaminamiento que clásico que empleando el encaminamiento borroso.

2.7.2. Aplicación de Sistemas Borrosos basados en Reglas al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes orientadas a datagramas (con calidad best effort).

2.7.2.1. Aplicaciones basadas con control borroso clásico.

Son dos los trabajos que se van a describir en este punto, caracterizados ambos por utilizar el control borroso clásico, conjuntamente con un algoritmo de encaminamiento de camino más corto, con la finalidad de generar y actualizar el contenido de la tabla de encaminamiento en cada router.

En ambas propuestas, las variables de contexto, del controlador borroso empleado, estarán asociadas a parámetros que definen el estado del enlace.

En el primer enfoque (descrito con más detalle en el apartado 2.7.2.1.1.), el citado Sistema Borroso Basado en Reglas, tendrá una única variable de operación, que se utilizará para asignar al enlace una métrica proporcional a las prestaciones del mismo. Una vez generada, en cada nodo, la métrica asociada a los enlaces contiguos al nodo, y junto a los valores de la métrica de los enlaces no contiguos, cuyo valor es comunicado por los paquetes intercambiados por el protocolo de encaminamiento, se actualiza la tabla de información de encaminamiento (RIB). En el siguiente paso se aplica un algoritmo de encaminamiento, de camino más corto, para así obtener las tablas de encaminamiento, en cada nodo.

En el segundo enfoque (descrito con más detalle en el apartado 2.7.2.1.2.), en cada nodo, a la tabla de información de encaminamiento (RIB), se aplica un algoritmo de encaminamiento, de camino más corto, obteniéndose para cada par de nodos origen – destino, las dos rutas de menor coste. El encaminamiento se realiza con la ayuda de un controlador borroso, cuya variable de operación se utiliza para repartir el tráfico entre las dos rutas.

2.7.2.1.1. Obtención de una métrica borrosa para su aplicación al algoritmo de encaminamiento.

En este trabajo [TAN 01-1] [TAN 01-2] se propone la utilización de una métrica borrosa, para salvar la limitación de la imprecisión en la información, sobre el estado de los enlaces, obtenida por el protocolo de encaminamiento [GUE 97-2] [APO 99].

En los protocolos usuales de encaminamiento, como por ejemplo OSPF, se suele caracterizar el comportamiento de los enlaces de la red mediante el uso de una métrica simple, basada en el retardo o en saltos, métrica que será utilizada por un algoritmo de camino más corto para obtener la ruta de menor coste asociado.

Si se requiere una cierta calidad de servicio, el protocolo OSPF, en virtud de su flexibilidad, permite encaminar los paquetes utilizando el concepto de tipo de servicio (TOS). Así para TOS=8, el criterio de encaminamiento seguido, tratará de maximizar el caudal medio en la red, en cambio para TOS=16, el objetivo perseguido se centrará en minimizar el retardo medio en la red. La utilización de una única métrica (basada en un único TOS) sólo satisfará un único criterio, que maximizará el caudal o minimizará el retardo, debido a que son reglas distintas las utilizadas para definir el camino de menor coste. Por ello una métrica única es insuficiente para la obtención de buenos caminos, que deben cumplir con varios requerimientos de calidad de servicio. De ahí la necesidad de utilizar una métrica que combine los distintos requerimientos de calidad de servicio que se desea satisfacer.

Son varias las métricas que se pueden combinar para obtener una única métrica compuesta, por ejemplo: ancho de banda, retardo, varianza en el retardo, número de paquetes en cola, probabilidad de pérdidas. Todos ellos se pueden combinar al mismo tiempo, pero en ese caso la complejidad computacional sería muy elevada. Para evitarlo en este trabajo, se presenta un procedimiento, que hace uso de la Lógica Borrosa, para combinar únicamente dos métricas:

- a) El retardo medio sufrido por los paquetes que atraviesan un enlace.
- b) La utilización media del enlace.

Con el objetivo de generar una única métrica, llamada nivel de congestión.

Para la elección de las métricas individuales a combinar, en este trabajo, se ha tenido en cuenta que:

- a) El retardo es un elemento crítico en los requerimientos de calidad de servicio demandados por algunas aplicaciones modernas. A menudo dichas aplicaciones demandan un retardo bajo, presentando un valor límite por encima del cual la calidad se hace intolerable, tal es el caso de la videoconferencia y la voz sobre IP.

El retardo es una métrica aditiva, de manera que el valor tomado a lo largo de un camino, se obtiene como suma de los retardos individuales de sus enlaces. Si el retardo en una ruta es menor que en otra, no significa

necesariamente que esta primera es mejor o que presentará una mayor disponibilidad en el ancho de banda.

Para mejorar la precisión del retardo medido, una o más parámetros se pueden utilizar, para obtener una métrica compuesta.

- b) La utilización media del enlace refleja el ancho de banda disponible en él. Se trata de un recurso requerido en la mayoría de aplicaciones que demandan una buena calidad de servicio.

Sin embargo, este parámetro, no informa convenientemente del estado de congestión de la red. El efecto que provoca la existencia de ráfagas de tráfico así como el almacenamiento de paquetes en los buffers, se refleja en que la utilización de los enlaces no siga un crecimiento lineal cuando el caudal de tráfico ofrecido se aproxima a su capacidad. Es decir, con una utilización baja del enlace, éste puede estar en situación de congestión, lo que conlleva una pérdida de paquetes y un aumento del retardo de los paquetes. De ahí que el retardo medio en un enlace sí da idea del estado de congestión.

Dichas dos métricas, son complementarias en el sentido que la una no aporta información sobre la otra, y viceversa. Cada métrica tendrá su ámbito de aportación de información.

Elegidos los parámetros, se requiere un algoritmo para su combinación. En este trabajo [TAN 01-1] [TAN 01-2] se propone la utilización de un Sistema Borroso Basado en Reglas para la obtención de la citada métrica compuesta.

El sistema borroso basado en reglas, elegido para la obtención del coste asignado a un enlace, es de tipo Mandani, siendo el método de defuzificación empleado el del centro de gravedad. Presenta una única variable de operación, el nivel de congestión del enlace. Las variables de contexto serán dos: el porcentaje medio de utilización del enlace y el porcentaje medio de retardo en el enlace.

En la figura 2.18. se presentan algunas de las reglas que conforman su base de conocimiento.

Un aspecto a tener en cuenta sobre el nivel de congestión de un enlace, derivado de su definición borrosa, es que esta métrica está desglosada en dos partes. Así el nivel de congestión sólo podrá alcanzar un máximo del 50 %, cuando el porcentaje medio de utilización del enlace o el porcentaje medio de retardo en el enlace tomen un valor del 0 %. Cuando las dos citadas métricas adquieran un valor distinto de 0, el nivel de congestión podrá alcanzar un nivel superior al 50 %.

Lo anteriormente expuesto, significa que sí sólo se utiliza como métrica el retardo medio en el enlace, ésta no reflejará el ancho de banda utilizado. En cambio la métrica borrosa sí es capaz de tomar en consideración el ancho de banda utilizado,

y por ello proporcionar la mejor ruta, que será la menos congestionada y posiblemente la que tenga menor retardo.

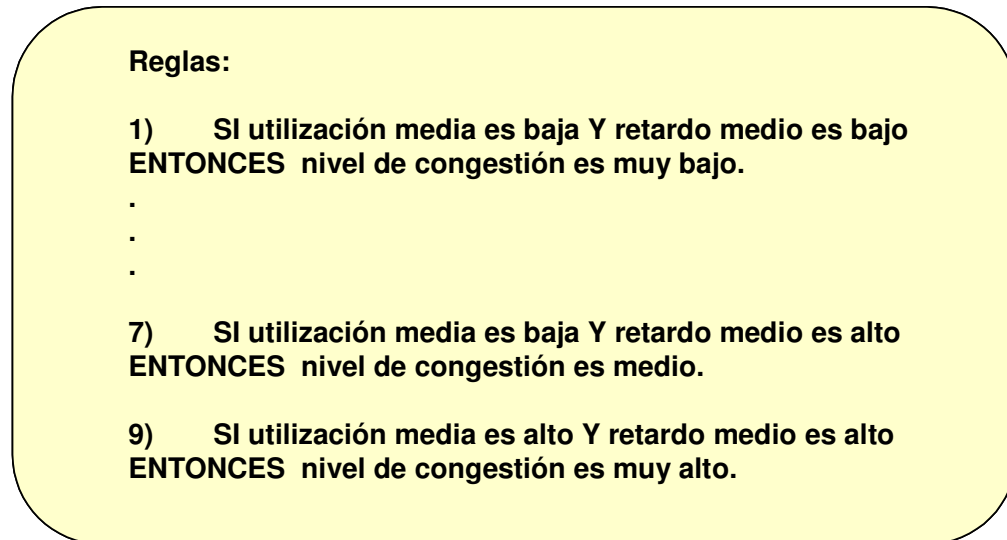


Figura 2.18. Reglas borrosas.

Un aspecto importante es que la suma de la métrica borrosa es capaz de encontrar la suma del retardo a lo largo de una ruta. La principal razón para utilizar una métrica borrosa, como métrica aditiva, radica en que dicha métrica borrosa, hace más énfasis en el retardo del enlace que en el ancho de banda de utilización del mismo.

Para un correcto diseño de la base de datos, es conveniente, en las definiciones de las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos, tanto para la variable retardo medio, como ancho de utilización del enlace, se dote de un mayor peso (precisión), al conjunto borroso que se refiere a la región alta. La razón se debe a que para estos valores altos de las variables de entradas, el nivel de congestión, cambiará más que para otras combinaciones de dichas variables, enfatizando así la importancia de tales estados.

Con el fin de reducir la sobrecarga debida al protocolo de encaminamiento, se puede establecer una política de actualización basada en umbrales [APO 98], que en los instantes de actualización de la información sobre el estado de los enlaces, sólo desencadenará dicha actualización, para informar de aquellos enlaces en lo que se alcanza la región de “alta congestión”.

Una de las ventajas del algoritmo borroso propuesto, radica en la facilidad para ser implementado sobre el protocolo OSPF. Básicamente está modificación del protocolo consiste en que, en el instante final del intervalo de actualización de las

tablas de distancias, cada nodo, no sólo envía, a sus nodos vecinos, la información del retardo en los enlaces, si no también la información sobre el ancho de banda de utilización de los enlaces. Los valores obtenidos, para cada enlace, serán procesados por el algoritmo borroso, para obtener la métrica borrosa. Después de llevar a cabo este proceso, esta métrica será usada de igual manera que lo era la métrica basada en el retardo.

Para la evaluación de las prestaciones de este método de encaminamiento se ha realizado la comparación del comportamiento de una red simulada, en diferentes condiciones de carga ofrecida, empleando dos tipos de encaminamiento, ambos basados en la utilización de umbrales:

- a) Con métrica borrosa.
- b) Con métrica simple basada en el retardo.

Para la medida de las prestaciones se realizó el cálculo de los siguientes parámetros:

- a) Pérdida de paquetes.
- b) Retardo en el enlace.
- c) Ancho de banda utilizado en el enlace.

De la observación de los valores obtenidos para estos parámetros, se puede extraer las siguientes conclusiones:

- a) El uso de la métrica borrosa es capaz de reducir la pérdida de paquetes en la red, cuando la carga ofrecida a ésta no es baja.
- b) El uso de la métrica borrosa es capaz de reducir el retardo medio sufrido por de paquetes en la red, cuando la carga ofrecida a ésta no es baja.
- c) El uso de la métrica borrosa es capaz de reducir el ancho de banda utilizado en los enlaces de la red, cuando la carga ofrecida a ésta no es baja.

Como evolución de esta propuesta se presenta una nueva [UPA 08-1] [UPA 08-2] basada en el empleo de una métrica obtenida como salida de un Sistema Borroso Basado en Reglas, que combina las mismas variables de entrada, pero que tiene en cuenta, de manera más sofisticada, la variabilidad del factor de carga. En ella se introduce también un nuevo diseño para el algoritmo de encaminamiento que optimiza el proceso.

2.7.2.1.2. Utilización de control borroso para el encaminamiento mediante bifurcación del tráfico.

En este trabajo Carse y otros [CAR 95-1] [CAR 96-1] [CAR 96-2] [CAR 00-1], proponen el empleo de un controlador borroso, de tipo Mamdani, junto a un algoritmo de encaminamiento de camino más corto.

En esta propuesta, para cada sesión entre el origen y el destino, el algoritmo de encaminamiento en vez de seleccionar un único camino, el más corto, proponen la utilización de dos caminos, los de menor coste. El grado de utilización de cada uno de los dos caminos, es asignado por un controlador borroso, que para ello toma en cuenta el retardo sufrido por los paquetes en cada enlace. Al proceso en el que se utiliza este algoritmo se le denomina "Encaminamiento bifurcado borroso".

En el Sistema de Control Borroso Basado en Reglas utilizado, las variables de contexto serán el retardo sufrido por los paquetes, y su derivada con respecto del tiempo, parámetros que estarán referidos a los dos caminos de menor coste, calculados para cada par de nodos origen y destino. La variable de operación será la fracción de tráfico que se encaminará sobre el primer camino (el tráfico restante se encaminará sobre el segundo camino).

Para el cálculo del retardo medio sufrido por los paquetes al atravesar un enlace, el intervalo temporal de observación es de " T " segundos, obteniéndose el valor tomado por el parámetro mencionado, al finalizar dicho intervalo. El citado cálculo, que se realizará, al mismo tiempo, sobre todos los enlaces adyacentes, tendrá carácter cíclico, con un periodo de " T " segundos.

Una vez que cada nodo calcula el retardo asociado a sus enlaces adyacentes, esta información de control, es enviada, inmediatamente, por inundación a todos los nodos de la red. Por ser el método de inundación muy robusto, se supondrá que, con una probabilidad muy alta, tras el transcurso de " T " segundos (también llamado intervalo de muestreo o actualización) la información de control habrá llegado a su destino (a todos y cada uno de los nodos de la red).

Este método de encaminamiento, es de tipo distribuido, debido a que todos estos procesos referidos, se ejecutan al mismo tiempo en todos los nodos de la red.

Cíclicamente, también cada " T " segundos, en cada nodo de la red, donde se ubica un sistema de encaminamiento borroso de este tipo, se realizan las siguientes operaciones:

- a) Actualización, de la tabla de información de encaminamiento (*RIB*), con las nuevas distancias conocidas.
- b) Para cada posible nodo de destino en la red, se ejecuta la siguiente secuencia:

- 1) Ejecución de un algoritmo de encaminamiento clásico, para la obtención y actualización de las dos rutas de menor coste, que serán introducidas en la tabla de encaminamiento (*FIB*) del nodo en cuestión.
- 2) Ejecución del algoritmo de control borroso, para la obtención y actualización, en la *FIB*, de la proporción de tráfico a enviar por cada una de las dos rutas.

Por tanto en este método de “Encaminamiento Bifurcado Borroso”, en la estructura de las tablas de encaminamiento borroso (*FIB*), para cada nodo de destino, aparecerá dos caminos posibles, estando asociado a cada uno de ellos el porcentaje de tráfico a encaminar por cada ruta.

Para la evaluación de las prestaciones de este método de encaminamiento, se ha realizado la comparación con otros métodos clásicos, como son los siguientes:

- a) Encaminamiento estático de camino más corto.
- b) Encaminamiento dinámico de camino más corto.

Para realizar la citada comparación se simuló el comportamiento de una red, utilizando los tres métodos mencionados. En realidad se realizó, para cada método, varias simulaciones, en diferentes condiciones de carga y con distintos valores del intervalo de muestreo y actualización “ T ”. Para la medida de las prestaciones se realizó el cálculo del retardo medio sufrido por los paquetes al atravesar la red. De la observación, del valor tomado por este parámetro, se obtuvieron una serie de conclusiones, que se pueden resumir en:

- a) Para cualquier valor que tome el parámetro “ T ”, las prestaciones de los tres métodos se degradan al aumentar la carga de tráfico ofrecida a la red.
- b) Para cualquier valor de “ T ” y para valores no excesivamente pequeños de la carga de tráfico, el método de encaminamiento estático es el que ofrece peores prestaciones.
- c) Para valores no muy pequeños de “ T ” y de la carga de tráfico ofrecido a la red, el método de Encaminamiento Bifurcado Borroso obtiene mejores prestaciones que el método de encaminamiento dinámico de camino más corto.

Esta mejora, observada en el comportamiento del método de Encaminamiento Bifurcado Borroso, se debe a que atenúa, en parte, las inestabilidades generadas por la desviación de todo el tráfico hacia la mejor ruta, lo que, con frecuencia, conlleva la congestión de ésta y la desocupación de las restantes.

2.7.2.2. Aplicaciones basadas en Control Borroso Temporal.

En este apartado, se expone una extensión del Encaminamiento Bifurcado Borroso [CAR 95-1] [CAR 95-2] [CAR 96-1] [CAR 96-2], en el que se ha sustituido el Controlador Borroso Clásico, por un Controlador Borroso Temporal.

Por ello, al igual que se ha indicado, en la descripción del algoritmo de encaminamiento mediante bifurcación de tráfico, las variables de contexto serán el retardo sufrido por los paquetes, y su derivada con respecto al tiempo, parámetros que estarán referidos a los dos caminos de menor coste calculados para cada par de nodos origen y destino. En este nuevo enfoque la variable de operación seguirá siendo la fracción de tráfico que se encaminará sobre el primer camino (el tráfico restante se encaminará sobre el segundo camino), pero ahora la existencia, en las reglas, de un conjunto borroso temporal, asociado a la variable de operación, permitirá modificar en el tiempo (durante el intervalo de vigencia del encaminamiento) la fracción de tráfico encaminada por cada camino. El citado intervalo de vigencia del encaminamiento coincide con el intervalo de muestreo y actualización " T ".

Para la evaluación de las prestaciones de este método de encaminamiento se ha realizado la comparación con otros métodos clásicos como son los siguientes:

- a) Encaminamiento estático de camino más corto.
- b) Encaminamiento dinámico de camino más corto.

Para realizar la citada comparación se simuló el comportamiento de una red, utilizando los tres métodos mencionados. En realidad se realizó, para cada método, varias simulaciones, en diferentes condiciones de carga y con distintos valores del intervalo de muestreo y actualización " T ". Para la medida de las prestaciones se realizó el cálculo del retardo medio sufrido por los paquetes al atravesar la red. De la observación, del valor tomado por este parámetro, se obtuvieron una serie de conclusiones, que se pueden resumir en:

- a) Para cualquier valor que tome el parámetro " T ", las prestaciones de los tres métodos se degradan al aumentar la carga de tráfico ofrecida a la red.
- b) Para cualquier valor de " T " y de la carga de tráfico, el método de encaminamiento estático es el que ofrece peores prestaciones.
- c) Para valores no muy pequeños de " T ", el método de encaminamiento bifurcado borroso temporal obtiene mejores prestaciones que el método de encaminamiento dinámico de camino más corto.

Esta mejora, observada en el comportamiento del método de encaminamiento bifurcado borroso temporal, se debe a varios factores:

- a) La atenuación de las inestabilidades generadas por la desviación de todo el tráfico hacia la mejor ruta, lo que, con frecuencia, conlleva la congestión de ésta y la desocupación de las restantes.
- b) La existencia de reglas temporales que permiten al algoritmo de encaminamiento anticiparse a la ocurrencia de fenómenos indeseados. Así teniendo en cuenta que, varios routers, al mismo tiempo, podrán incluir un enlace dentro de sus rutas de menor coste, es probable que dentro de un tiempo el enlace entre en congestión. Por ello, en vez de esperar a recibir las medidas que delaten la congestión, una mejor estrategia consiste en articular, de manera anticipada, las acciones de encaminamiento necesarias para evitar que la congestión del citado enlace llegue a producirse.

2.8. Utilización de Sistemas Borroso-Genéticos en encaminamiento de redes.

Son varios los trabajos realizados hasta la fecha, en los que se aplica los avances en el campo de los sistemas Borroso-Genéticos a la mejora del encaminamiento en redes conmutadas. Una relación de estos trabajos se recoge en [KAM 06], donde se aborda una amplia revisión de las contribuciones basadas en computación evolutiva, aplicada a la resolución de problemas relacionados con el diseño de las redes de telecomunicación.

Un número representativo de dichas aportaciones, va a ser objeto de estudio y breve descripción, en los siguientes subapartados, en los que la descripción de las propuestas se expondrá distinguiendo entre aplicaciones para redes orientadas conexión y a datagramas.

2.8.1. Aplicación de Sistemas Borroso-Genéticos al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes orientadas a conexión.

En este apartado se presenta una estrategia de encaminamiento, orientada a redes ATM, en las que se utiliza un Sistema Borroso Basado en Reglas, para la combinación de varias métricas, relacionada con las prestaciones de los enlaces, a fin de obtener un valor de métrica único [SHA 00]. Para la obtención de las rutas que optimizan el comportamiento de la red se utilizan los Algoritmos Genéticos.

ATM es la tecnología empleada para dar soporte a la RDSI de banda ancha. La longitud de las celdas ATM está fijada a 53 bytes. Cada celda tiene un campo de control con 5 bytes, constituyendo los 48 restantes el campo de datos. El campo de control contiene información sobre los identificadores de canal virtual (VC) y camino

virtual (VP), la carga útil, indicaciones de prioridad y byte de control de errores en campo de control. Las celdas serán encaminadas hacia su destino de acuerdo a su VPI (identificador de VP) y su VCI (identificador de VP). Un VP es una combinación de rutas predefinidas (un conjunto de enlaces físicos) en la red, y un ancho de banda, que limita el número de VCs que puede soportar. De manera que varios caminos virtuales pueden ser multiplexados sobre un único enlace físico.

Desde el punto de vista del encaminamiento una red ATM es considerada como una red de conmutación de paquetes orientada a conexión. Para el establecimiento de una conexión, es necesario realizar la asignación de los circuitos virtuales necesarios. La optimización del encaminamiento, tomando en cuenta todos los circuitos virtuales de la red, así como la optimización de ciertos parámetros de la misma, constituye una tarea complicada. Un método efectivo para realizar este trabajo lo constituyen los Algoritmos Genéticos.

2.8.1.1. Encaminamiento basado en un Sistema Borroso- Genético.

Se llama Cadena de Configuración al conjunto de rutas seleccionadas para todas las combinaciones posibles de pares nodo origen – nodo destino. Cada Cadena de Configuración representa una topología de encaminamiento en la red.

Los pasos seguidos por un Algoritmo Genético, para optimizar el proceso de encaminamiento son los siguientes:

- a) Generación de la población inicial, mediante la creación aleatoria de las Cadenas de Configuración.
- b) Evaluación de la bondad de cada Cadena de Configuración.
- c) Selección de dos Cadenas de Configuración para realizar el entrecruzamiento entre dos individuos, y la obtención de dos Cadenas hijas.
- d) Repetición del paso “c” un número de veces igual a $P/2$, siendo “ P ” el tamaño de la población.
- e) Realización de la mutación sobre una selección de los nuevos individuos generados.
- f) Sustitución de los $P/2$ nuevos individuos generados en la población.
- g) Parada si se ha llegado al número máximo de generaciones programadas, o si no se ha producido una mejora en la bondad de los individuos, durante un cierto número de generaciones. En caso contrario ir al paso “b”.

2.8.1.2. Función objetivo. Evaluación de la bondad de las Cadenas de Configuración.

Para la medida de la bondad del comportamiento de una red, es utilizada una función borrosa que combina el retardo medio y la fiabilidad de la red. La razón para utilizar un razonamiento borroso, reside en que la caracterización de una buena solución, que esté referida a varios criterios, está normalmente basada en conocimiento heurístico, que se adquiere a través de la experiencia. Este conocimiento se expresa fácilmente en términos lingüísticos, que constituye la base de la Lógica Borrosa.

Para el problema abordado en este trabajo, una buena solución estará caracterizada por un bajo retardo medio en las celdas, medido al atravesar los enlaces de la red, y una alta fiabilidad de la misma. En términos borrosos esta idea puede transcribirse en la siguiente regla borrosa:

Regla 1: “ Si una solución S tiene un retardo medio de celda bajo y una fiabilidad buena ENTOCES S es una solución buena “.

Las frases “retardo medio de celda bajo”, “fiabilidad alta” y “solución buena” son valores lingüísticos, caracterizados por un conjunto borroso.

Para cada variable, los conjunto borrosos definidos en su espacio de valores posibles, vendrán caracterizados por su correspondiente función de pertenencia.

Como resultado del proceso de inferencia borrosa, aplicado a esta regla, se obtiene un valor único, que describe el grado de cumplimiento de la solución con el objetivo marcado. Valor que estará ubicado en el intervalo $[0, 1]$.

2.8.1.3. Mecanismo de codificación.

En las tablas de encaminamiento de cada nodo, cada ruta es identificada con un número. En redes grandes el número de caminos posibles, para cada par de nodos origen – destino, puede ser muy grande. Para que las tablas de encaminamiento no alcancen un tamaño excesivamente elevado, se limita el número de rutas candidatas a las “K” más cortas.

El método de codificación empleado se resume en la figura 2.19.

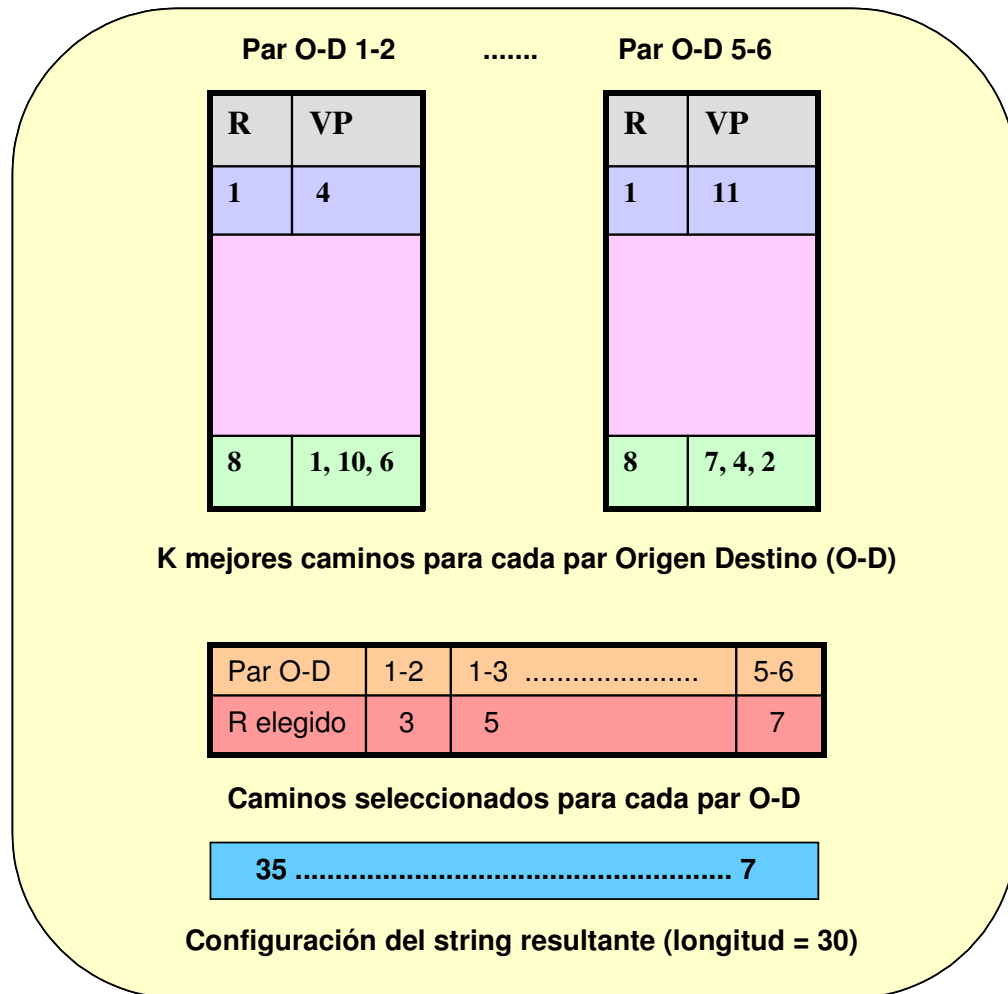


Figura 2.19. Método de codificación.

2.8.1.4. Resultados obtenidos.

Para la evaluación de los resultados experimentales, en este trabajo [SHA 00]. se ha realizado la aplicación de los Algoritmos Genéticos sobre una red simulada. Siendo los parámetros de configuración de dichos algoritmos, los siguientes:

- Tamaño de la población = 50.
- Número máximo de iteraciones = 1000.
- Probabilidad de mutación = 5 %.
- K=8. (nº de caminos virtuales más cortos elegidos).

De la análisis de los resultados experimentales, se destaca que:

- a) El algoritmo converge en 1000 iteraciones.
- b) El retardo medio decrece en las soluciones obtenidas con mayor número de iteraciones.
- c) La fiabilidad crece en las soluciones obtenidas con mayor número de iteraciones.
- d) Las prestaciones de la red crece en las soluciones obtenidas con mayor número de iteraciones.

2.8.2. Aplicación de Sistemas Borroso-Genéticos al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes orientadas a datagramas.

En este apartado, se expone una extensión del Encaminamiento Bifurcado Borroso, en el que se propone la utilización de un algoritmo evolutivo para la adquisición del conocimiento, necesario para el correcto funcionamiento del Sistema Borroso Basado en Reglas que constituye la esencia de este encaminador.

Para el aprendizaje genético [CAR 96-2] [CAR 97-1] [CAR 97-2] [CAR 98-1], el enfoque escogido es el de Pittsburgh, en el que cada individuo de la población está compuesto por una base de conocimiento completa. Formada, ésta, por un conjunto de reglas de longitud variable y las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos.

En la base de reglas, cada regla " R_k ", para un sistema con " n " entradas y " m " salidas, es representada:

- a) En caso de utilizar un Controlador Borroso Clásico por:

$$R_k: (X_{c1k}, X_{w1k}); \dots (X_{cnk}, X_{wnk}) \Rightarrow (Y_{cmk}, Y_{wmk}); \dots (Y_{cmk}, Y_{wmk})$$

- b) En caso de utilizar un Controlador Borroso Temporal por:

$$R_k: (X_{c1k}, X_{w1k}); \dots (X_{cnk}, X_{wnk}) \Rightarrow (Y_{cmk}, Y_{wmk}); \dots (Y_{cmk}, Y_{wmk}); (t_{ck}, t_{wk})$$

Donde:

(X_{cik}, X_{wik}) : representa el centro y la anchura de la función de pertenencia del conjunto borroso asociado a la variable de contexto " i ".

(Y_{cjk}, Y_{wjk}) : representa el centro y la anchura de la función de pertenencia del conjunto borroso asociado a la variable de operación " j ".

(t_{cjk}, t_{wjk}) : representa el centro y la anchura de la función de pertenencia del conjunto borroso temporal “k” asociado a la variable de operación “j”.

El genoma, que representa un conjunto completo de reglas, posee una longitud variable, formada por la concatenación de las cadenas representativas de cada regla. Para la obtención del genotipo se ha aplicado codificación real.

En cuanto a los operadores genéticos, para:

- a) El entrecruzamiento, se utiliza un operador que conlleva la generación de dos puntos de cruce “ C_{1i} ” y “ C_{2i} ”:

$$C_{1i} = \min_i + (\max_i - \min_i) \cdot (R_{1c}) \quad (2.33.)$$

$$C_{2i} = C_{1i} + (\max_i - \min_i) \cdot (R_{2c})^{1/n}$$

Donde “ R_{1c} ” y “ R_{2c} ” son elegidos aleatoriamente en el rango $[0, 1]$ con una densidad de probabilidad uniforme. Siendo el intervalo $[\min_i, \max_i]$ el universo de discurso de la i -ésima variable de operación.

Como resultado del entrecruzamiento:

- 1) El hijo 1 contendrá las reglas del padre 1 que cumplan:

$$\forall i, ((x_{cik} > C_{1i}) \wedge (x_{cik} < C_{2i})) \vee ((x_{cik} + \max_i - \min_i) < C_{2i}) \quad (2.34.)$$

junto con las reglas del padre 2 que no satisfagan esta condición.

- 2) El hijo 2 contendrá el resto de reglas, procedentes de los dos padres.

- b) La mutación, se aplica al centro y la anchura de las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos.

El tamaño de la población considerada es de 100 individuos, de los cuales en cada generación son sustituidos 10 miembros.

La función de evaluación considerada es el inverso del retardo medio que sufren los paquetes al atravesar la red.

En [CAR 00-1] se muestra la evaluación del comportamiento de un ejemplo simulación de red de conmutación de paquetes, para las estrategias de encaminamientos Bifurcada Borrosa Clásica y Bifurcada Borrosa Temporal, respectivamente. En ambos trabajos la base de conocimiento, utilizada por los nodos en el proceso de encaminamiento, se ha obtenido aplicando el Algoritmo Genético, cuyas particularidades han sido descritas en las líneas anteriores.

En dichos trabajos se ha comparado el comportamiento de una red simulada con las estrategias de encaminamiento Bifurcada Borrosa clásica evolutiva [CAR 00-1] y de encaminamiento Bifurcada Borrosa Temporal Evolutiva [CAR 96-1], con las de encaminamiento estático de camino más corto y encaminamiento dinámico de camino más corto.

En ambos casos [CAR 00-1] y [CAR 96-1], y como resultado de las comparaciones, se observa que la estrategia de encaminamiento Bifurcada Borrosa Evolutiva (clásica o temporal) aporta soluciones que mejoran las prestaciones de una red de conmutación de paquetes.

2.9. Conclusiones.

En este capítulo se ha presentado un trabajo de recopilación de los sistemas Borroso – Genéticos. En primer lugar se ha abordado el estudio de los Controladores Lógico Borrosos, detallando distintas variantes, como son:

- a) Controlador Borroso Clásico.
- b) Controlador Borroso Temporal.
- c) Controlador Borroso basado en Reglas Temporales.

Todos ellos son sistemas de control, que se implementan a partir de Sistemas Borrosos Basados en Reglas, que incorporan conocimiento experto en sus bases de conocimiento, y que tienen facilidad para trabajar en entornos sujetos a incertidumbre e imprecisión.

Especial atención se ha prestado al estudio de los Algoritmos Genéticos, ya que conjuntamente con los Sistemas Borrosos Basados en Reglas, dan lugar a los Sistemas Borroso-Genético, en los que el conocimiento es incorporado por un proceso de aprendizaje evolutivo.

Teniendo en cuenta que en esta Tesis, se propone la utilización de aprendizaje genético sobre Controladores Borrosos Temporales, aplicado al encaminamiento en una red de conmutación de paquetes, parte de este capítulo se ha dedicado al estudio de las técnicas de encaminamiento. Éstas han sido abordadas desde dos vertientes:

- a) En la primera, se ha realizado una recopilación básica de los fundamentos en los que se basa las técnicas clásicas de encaminamiento.
- b) En la segunda, se ha realizado un repaso a las aportaciones realizadas al encaminamiento, que se fundamentan en la utilización del control borroso y/o el control borroso evolutivo.

En este segundo capítulo, se ha pretendido realizar un barrido, no exhaustivo, sobre aquellas técnicas aplicadas al encaminamiento borroso evolutivo, para las que en posteriores capítulos se van a presentar las aportaciones que introduce esta tesis.

Capítulo III:

CONTROLADORES BORROSOS TEMPORALES DIFUMINADOS.

3. CONTROLADORES BORROSOS TEMPORALES DIFUMINADOS.

3.1. Introducción.

En este capítulo, se presenta las aportaciones originales que esta tesis introduce en el campo del Control Borroso. Tras haber realizado el estudio y caracterización de los sistemas de control, expuestos en el Estado del Arte, y como propuesta para solventar los inconvenientes que estas técnicas plantean, se proponen dos nuevas estrategias de control denominadas:

- a) Control Borroso Temporal Difuminado.
- b) Control Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido.

Los controladores, a los que estas técnicas dan origen, se pueden entender, respectivamente, como un tipo particular de:

- a) Controlador Borroso Temporal.
- b) Controlador Borroso basado en Reglas Temporales.

En los que una parte del conocimiento se encarga de situar, de forma borrosa en el tiempo, la aplicación de acciones sugeridas por el motor de inferencias, incorporando una percepción no lineal del tiempo, que dota de mayor precisión, fiabilidad y certeza a las acciones programadas en el tiempo cercano.

El estudio de estos nuevos controladores se centrará en la exposición de sus elementos básicos; a saber:

- a) La representación del conocimiento.
- b) La estrategia de razonamiento.
- c) La estructura del controlador.

A fin de justificar la aptitud de los nuevos controladores propuestos, en sucesivos apartados se realizará una revisión de los problemas asociados a los controladores que constituyen su base. De esta manera:

- a) En el apartado 3.4., los Controladores Borrosos Temporales Difuminados se introducen como solución a los problemas no resueltos por el empleo de Controladores Borrosos y Controladores Borrosos Temporales. Con objeto de justificar el aporte de los Controladores Borrosos Temporales Difuminados

sobre los demás, se presenta y realiza un análisis de la aplicación del conjunto de controladores a un sistema de control clásico, en las siguientes situaciones:

1. En ambiente sin ruido, apartado 3.4.1.
 2. En ambiente ruidoso, apartado 3.4.2.
 3. En ambiente no ruidoso, con sensores ruidosos, apartado 3.4.3.
- b) En el apartado 3.6., los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos son introducidos como solución a los problemas no resueltos por el empleo de Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

3.2. Concepto de Difuminación en el tiempo.

Los Controladores Borrosos son considerados sistemas que incorporan en sus bases el conocimiento humano, a través de sus reglas y las funciones de pertenencia de sus conjuntos borrosos [MAG 96] [PED 93] [VEL 98]. Hablar del conocimiento humano sin referirse a su dimensión espacio - temporal sería probablemente prescindir de una de sus características diferenciales más significativas.

El conocimiento humano sitúa en el tiempo tanto las observaciones realizadas como las acciones a llevar a cabo. Además la manera de referirse al tiempo no es "aséptica" sino que es subjetiva, debido a una percepción no lineal del mismo.

El concepto de Difuminación [GAD 00-2] está asociado a la percepción humana del tiempo, caracterizada por una relativización del mismo, que asigna más precisión, fiabilidad y certeza a las observaciones y acciones cercanas en el tiempo, en detrimento de aquellas que están lejanas en el tiempo.

En síntesis el concepto de Difuminación se puede abordar desde una doble vertiente:

- a) La precisión en el discernimiento del tiempo disminuye a medida que el tiempo se aleja. Es decir para el tiempo cercano somos capaces distinguir su paso con mayor precisión, lo que se traduce en una mayor granularidad del tiempo para estas regiones, contrapuesto a una menor granularidad para las regiones temporales alejadas.
- b) La certeza en la ubicación temporal, de las acciones a tomar, disminuye a medida que el tiempo se aleja. Es decir para el tiempo cercano estamos más seguros a la hora de fechar una acción. Existirá por tanto una mayor

granularidad para ubicar acciones en las regiones temporales próximas, contrapuesto a una menor granularidad para las regiones temporales alejadas.

3.3. Controlador Borroso Temporal Difuminado.

Los Controladores Borrosos Temporales son un tipo particular de Controlador Borroso en los que una parte del conocimiento se encarga de situar, de forma borrosa en el tiempo, la aplicación de acciones sugeridas por el motor de inferencias. Para ello en la base de conocimiento se incorpora la definición de los nuevos conjuntos borrosos temporales, así como el parámetro “ T ”, intervalo de aplicación de las acciones sugeridas por las reglas. Al tiempo que se añade a cada regla un consecuente temporal, encargado de la ubicación temporal de las acciones [CAR 98-1].

Los Controladores Borrosos Temporales Difuminados [GAD 00-2] son un tipo particular de Controladores Borrosos Temporales en los que se ha introducido el concepto de Difuminación Temporal [GAD 99] [GAD 00-1], que recoge una percepción no lineal del tiempo, que dota de mayor precisión fiabilidad y certeza a las observaciones y acciones cercanas en el tiempo. Efecto que se consigue gracias a la “Difuminación” de los conjuntos borrosos temporales. En el motor de inferencia esta “Difuminación” se traduce en una deformación de los conjuntos borrosos temporales mediante unas transformaciones matemáticas, con el fin de generar los conjuntos borrosos temporales transformados con los que trabajará siguiendo el mismo algoritmo de desborrosificación usado en los Controladores Borrosos Temporales. El conocimiento asociado a la Difuminación viene representado en los Parámetros de Difuminación: “ a ”, “ b ” y “ c ”, incorporados a la base de conocimiento, que serán objeto de estudio en posteriores apartados.

3.3.1. Representación del conocimiento.

En los dos subapartados siguientes se hace referencia a los aspectos diferenciadores, que se pueden observar, en el contenido de la base de reglas y de datos, de estos Controladores Borrosos Temporales Difuminados, en contraste con los Borrosos Temporales.

3.3.1.1. Base de reglas.

En este Controlador las reglas se caracterizan, al igual que en los Controladores Borrosos Temporales, por poseer antecedente, consecuente y consecuente temporal. Por tanto, El aspecto que presentan estas reglas, en el caso de utilizar

múltiples entradas y una sola salida, es idéntico al presentado en el apartado 2.2.3.1.1., para los Controladores Borrosos Temporales.

3.3.1.2. Base de datos.

En este nuevo controlador, además del contenido propio de las bases, definido para un Controlador Borroso Temporal (apartado 2.2.3.1.2.), se incluirán los denominados Parámetros de Difuminación: “a”, “b” y “c”, que modelan la concentración-expansión de las regiones temporales transformadas y la atenuación de las alturas de los conjuntos borrosos temporales transformados, en función de su ubicación temporal.

3.3.2. Estrategia de razonamiento.

Los Controladores Borrosos Temporales Difuminados se pueden ver como una variante de los Controladores Borrosos Temporales, por lo tanto sus estrategias de razonamiento tendrán una parte común y una parte diferenciada o específica [GAD 01-3] [GAD 01-1] .

- a) La parte común se concreta en la manera en que se realizan los procesos de generación de Componentes Contributivas y de defuzzificación (ver figura 3.1).

Para cada regla que se dispara, existe un conjunto borroso temporal, asociado a cada variable de operación, que generará una componente contributiva (conjunto borroso de la variable de operación) en cada instante de inferencia en el que la función de pertenencia de este conjunto borroso temporal, toma valor distinto de cero. Componente cuya magnitud será proporcional al valor tomado por dicha función de pertenencia, del conjunto borroso temporal, en el instante de inferencia en cuestión.

Por ello, tanto en los Controladores Borrosos Temporales como en los Difuminados, la salida del motor de inferencia, para cada variable de operación, en un instante cualquiera, (valor tomado por la variable de operación) se obtiene defuzzificando el conjunto de sus componentes contributivas (en nuestro caso conjuntos borrosos ponderados) existentes en ese instante, tal como se ha expuesto en el apartado 2.2.3.2. para los Controladores Borrosos Temporales [GAD 00-1].

Cada componente contributiva se puede caracterizar por su función de pertenencia “ $\mu_{Ci}(y,t)$ ” que se obtiene aplicando la siguiente expresión:

$$\mu_{Ci}(y,t) = \mu_{Bi}(y) \cdot \mu_i^t(t) \quad (3.1.)$$

Donde:

1. " $\mu_{B_i}(y)$ ": función de pertenencia del conjunto borroso del consecuente " B " inferido por la regla " i ".
 2. " $\mu_i^t(t)$ ": valor tomado, en el instante de inferencia " t ", por la función de pertenencia del conjunto borroso temporal transformado asociado a la regla " i ".
- b) La parte específica a los Controladores Borrosos Temporales Difuminados se concreta en dos etapas:
1. Realización de una transformación no lineal del tiempo, que posibilita la concentración de la región temporal próxima y la expansión de la región temporal lejana, o viceversa, e incluso un efecto neutro sobre ambas regiones.
 2. Generación de los conjuntos borrosos temporales transformados. Para cada regla que se dispara y para cada una de sus variables de operación se genera un conjunto borroso temporal transformado, resultado de aplicar al conjunto borroso temporal original una transformación que posibilita la generación de conjuntos borrosos más precisos cerca del origen temporal, con menor base y mayor altura, y menos precisos lejos del origen, con mayor base y menor altura.

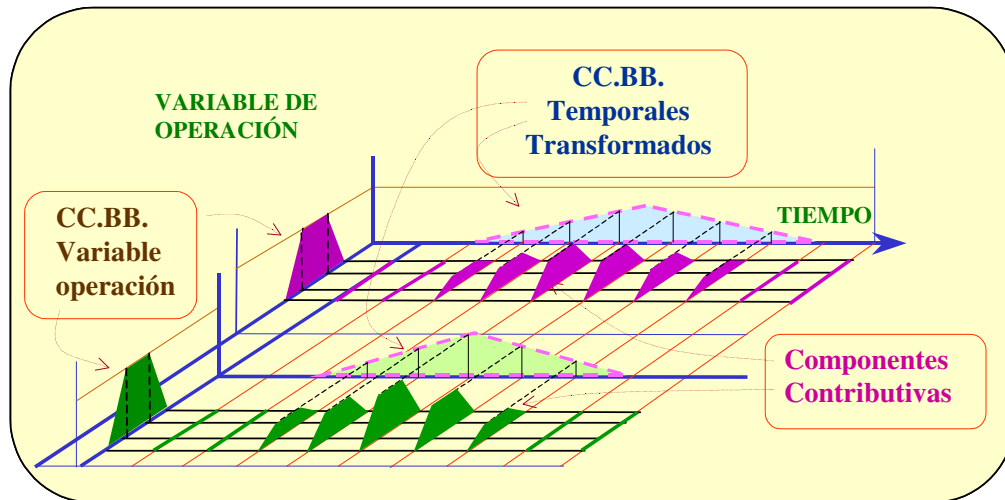


Figura 3.1. Conjuntos borrosos temporales y componentes contributivas generadas por dos reglas disparadas en instantes consecutivos.

En los subapartados 3.3.2.1, 3.3.2.2 y 3.3.2.3 se describe con mayor profusión de detalle los procesos referidos en las mencionadas etapas, específicas de estos controladores.

3.3.2.1. Inclusión de la Difuminación en el tiempo en los Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

Para introducir la Difuminación en el tiempo en los Controladores Borrosos Temporales Difuminados se acude a modelar cada uno de los efectos, descritos en el apartado 3.2, mediante una transformación matemática. Así se introducen dos transformaciones [GAD 00-2], asociada cada una a un efecto de los estudiados:

- a) Una transformación no lineal del tiempo, que posibilitará:
 - 1. La concentración de la región temporal próxima.
 - 2. La expansión de la región temporal lejana.
- b) Una transformación de los conjuntos borrosos temporales, posibilitando la generación de conjuntos borrosos:
 - 1. Más precisos cerca del origen. Caracterizados por una menor base y mayor altura.
 - 2. Menos precisos lejos del origen temporal. Caracterizados por una mayor base y menor altura.

3.3.2.2. Transformaciones utilizadas en el motor de inferencia temporal difuminado.

Tal como se ha expuesto en el apartado 3.3.2. y 3.3.2.1., en la estrategia de razonamiento, antes de realizar el proceso de defuzzificación, se ha de operar con dos transformaciones [GAD 00-2], a saber:

- a) Una transformación utilizada para modelar el efecto de la concentración – expansión de regiones temporales:

$$t' = e^{(\ln(T+1) \cdot t^b)} - 1 \quad (3.2.)$$

Expresión que ha sido elegida por permitir la transformación del dominio temporal normalizado original, comprendido entre 0 y 1 en una región temporal transformada situada entre 0 y “T”.

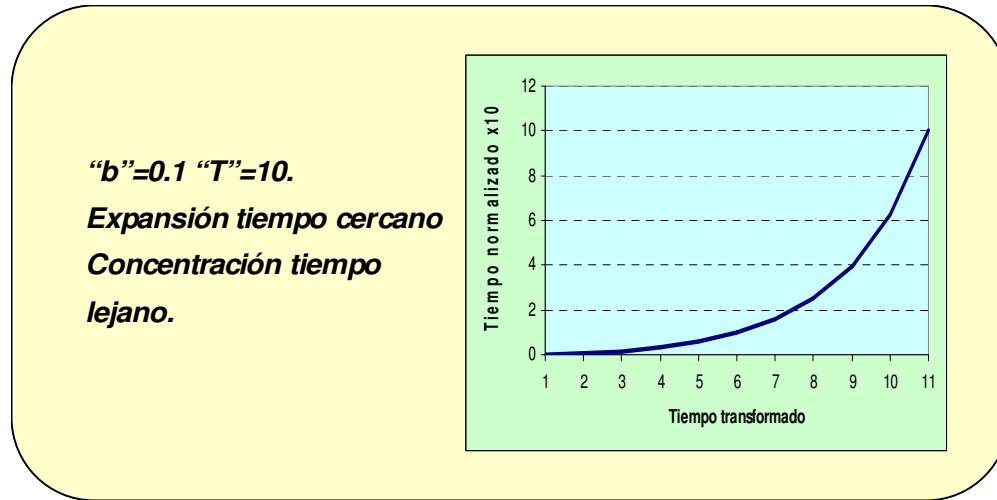


Figura 3.2. Efecto de la variación del parámetro "b".

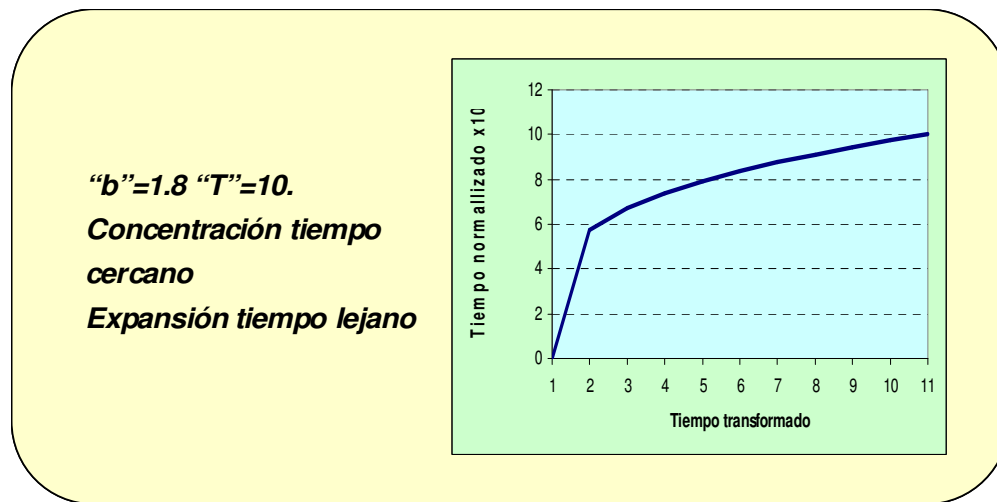


Figura 3.3. Efecto de la variación del parámetro "b".

Siendo:

1. "t" = tiempo original.
2. "t'" = tiempo transformado.
3. "T" = intervalo de actuación temporal de los conjuntos borrosos.

4. “*b*” = parámetro que modela el comportamiento de concentración – expansión del tiempo transformado. Tomando valores reales en el intervalo: $0 < b \leq 2$.

En las figuras 3.2. y 3.3. se ilustra el efecto de la concentración – expansión de regiones temporales, en función del parámetro “*b*”.

- b) Una transformación utilizada para modelar la diferenciación en la precisión de los conjuntos borrosos temporales en función de su proximidad al origen:

$$\text{AREA C.B. TEMP. TRANSFORMADO} = \text{AREA C. B. TEMP. ORIGINAL}$$

(3.3.)

La condición de igualar las áreas de los conjuntos borrosos temporales originales y transformados, ha sido propuesta para garantizar que en un cómputo total, la magnitud de las variables de operación empleada en los dos tipos de controladores (Temporales y Temporales Difuminados) sea igual, si bien su distribución en el tiempo podrá variar. De esta manera se asegura que se empleará los mismos recursos en las dos estrategias de control.

Considerando conjuntos borrosos triangulares, para conseguir un manejo más fácil del concepto de precisión temporal, los conjuntos borrosos temporales originales y transformados vendrán definidos, respectivamente, por los cuatro puntos siguientes:

$$(t_1, t_2, t_3, h)$$

$$(t'_1, t'_2, t'_3, h')$$

Siendo:

1. “ t_1 ”, “ t'_1 ”: vértices izquierdos.
2. “ t_3 ”, “ t'_3 ”: vértices derechos.
3. “ t_2 ”, “ t'_2 ”: vértices intermedios (punto central).
4. “ h ”, “ h' ”: alturas de los conjuntos borrosos (en “ t_2 ”, “ t'_2 ”).

Siendo sus respectivas áreas “*A*” y “*A'*”, que quedarán definidas por las siguientes expresiones:

$$A = ((t_3 - t_1) \cdot h) / 2 \quad (3.4.)$$

$$A' = ((t_3' - t_1') \cdot h') / 2 \quad (3.5.)$$

Donde sabido el valor tomado por “ h ”, que es igual a la unidad, calculamos el valor tomado por “ h' ” a partir de la siguiente fórmula que materializa la atenuación sufrida por los conjuntos borrosos temporales transformados.

$$h' = 1 - \frac{(\ln(t_2' + 1))^{1/a}}{(c \cdot \ln(T + 1))^{1/a}} \quad (3.6.)$$

Siendo:

“ a ”: parámetro que modela la concavidad o convexidad en la curva de atenuación de alturas de los conjuntos borrosos temporales transformados. Tomando valores reales en el intervalo: $0 < a < = 2$.

“ c ”: parámetro que modela el valor de la atenuación sufrida por las alturas de los conjuntos borrosos temporales transformados. Tomando valores enteros en el intervalo: $1 < = c < = 10$.

El intervalo de valores posibles tomados por “ a ” y “ c ” se ha elegido de manera que permita modelar un conjunto amplio de situaciones deseadas:

1. Atenuación nula ($a \rightarrow 0, c \rightarrow 10$).
2. Atenuación elevada en tiempo lejano ($a \rightarrow 0, c \rightarrow 1$).
3. Atenuación elevada en tiempo cercano ($a \rightarrow 2, c \rightarrow 1$).
4. Atenuación baja ($a \rightarrow 1, c \rightarrow 10$).

“ T ”: Intervalo temporal de definición de los conjuntos borrosos temporales desnormalizados.

En las figuras 3.4. y 3.5. se ilustra el efecto de la atenuación sobre las alturas, en función de la ubicación temporal del vértice central, del conjunto borroso temporal transformado, para distintos valores de “ a ” y “ c ”.

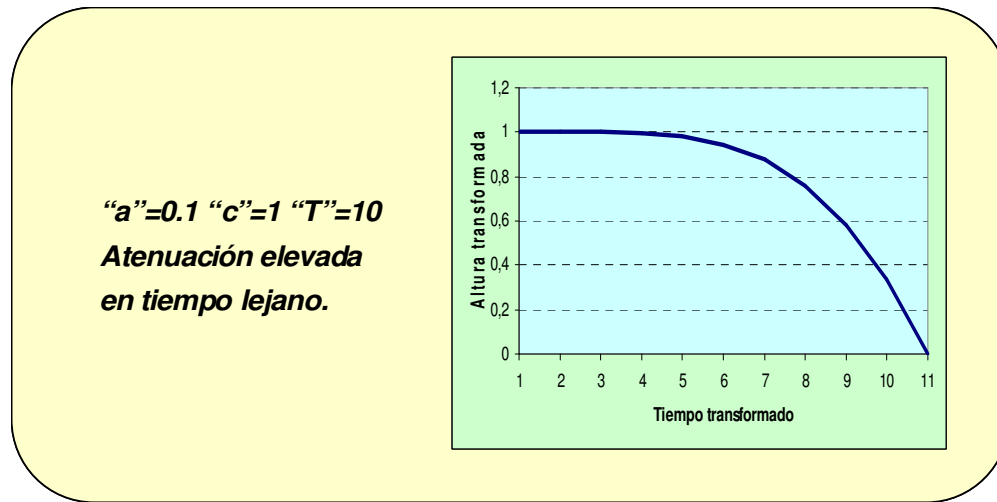


Figura 3.4. Efecto de la variación de los parámetros “a” y “c”.

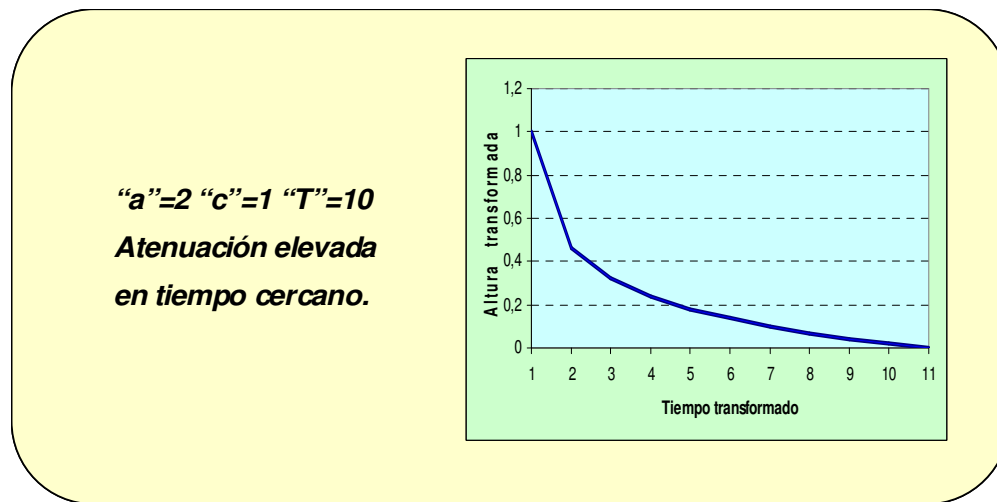


Figura 3.5. Efecto de la variación de los parámetros “a” y “c”.

3.3.2.3. Efecto de la variación de los parámetros de las transformaciones.

El efecto que provoca la variación de los parámetros “a” y “c” se materializa en la disminución de la altura de los conjuntos borrosos transformados, acompañado de la

ampliación de su base, conservando por tanto el área igual a la del conjunto borroso temporal original desnormalizado [GAD 00-2].

La variación del parámetro “ b ” modela la región de tiempo transformado que es sometida a concentración o expansión [GAD 00-2].

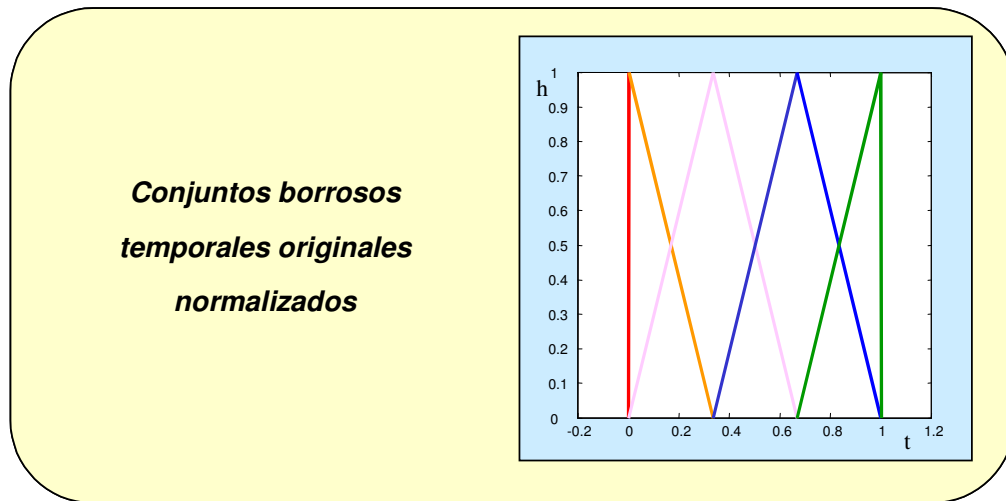


Figura 3.6. conjuntos borrosos temporales originales normalizados.

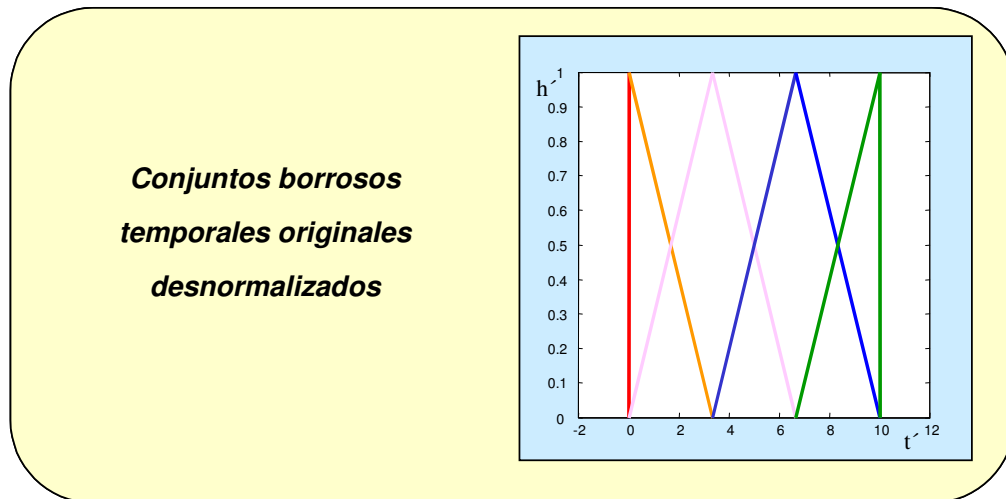


Figura 3.7. Conjuntos borrosos temporales originales desnormalizados.

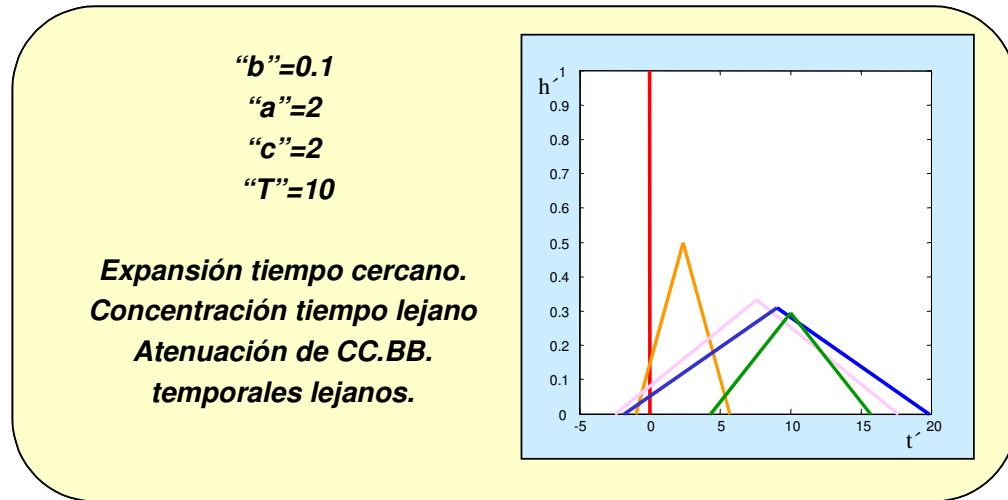


Figura 3.8. Efecto de la variación conjunta de los parámetros "a", "b" y "c".

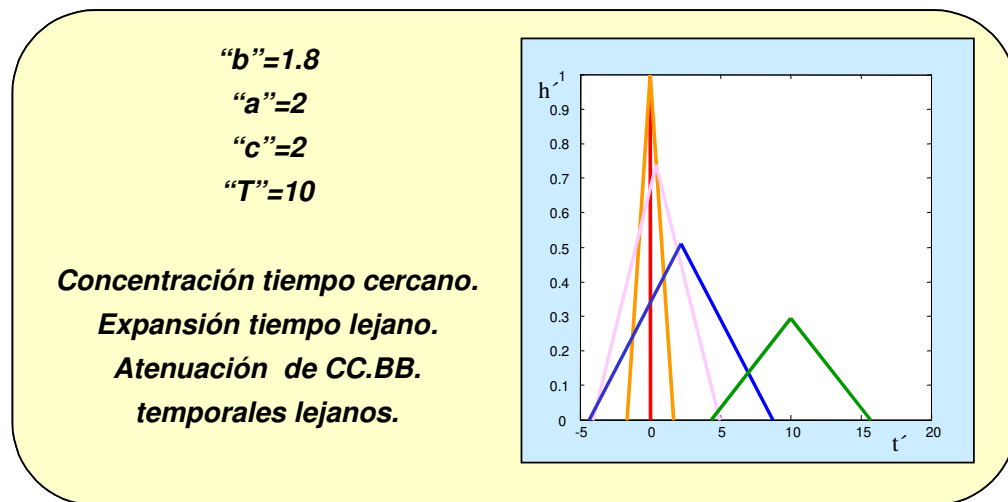


Figura 3.9. Efecto de la variación conjunta de los parámetros "a", "b" y "c".

Para mostrar el efecto combinado de la variación de los parámetros "a", "b" y "c", sobre la posición y la forma de los conjuntos borrosos transformados, se han presentado las gráficas 3.6 a 3.11.

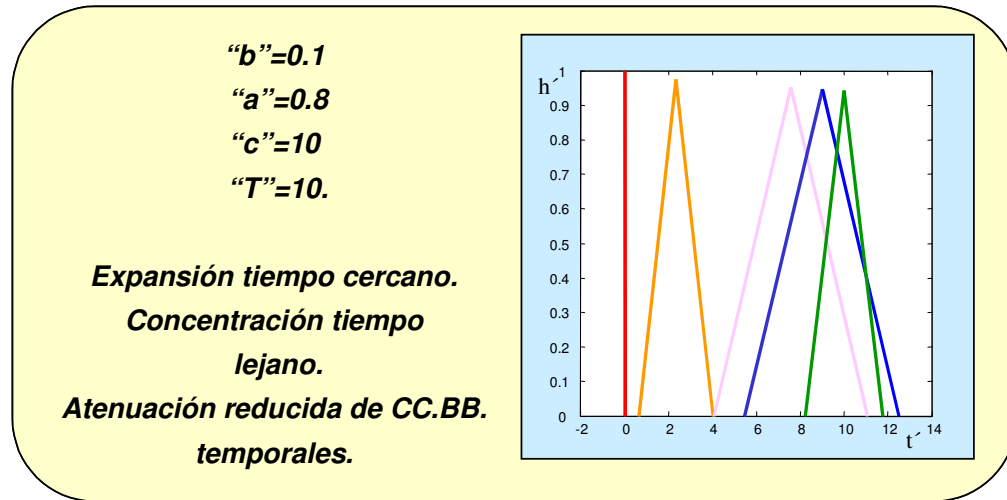


Figura 3.10. Efecto de la variación conjunta de los parámetros "a", "b" y "c".

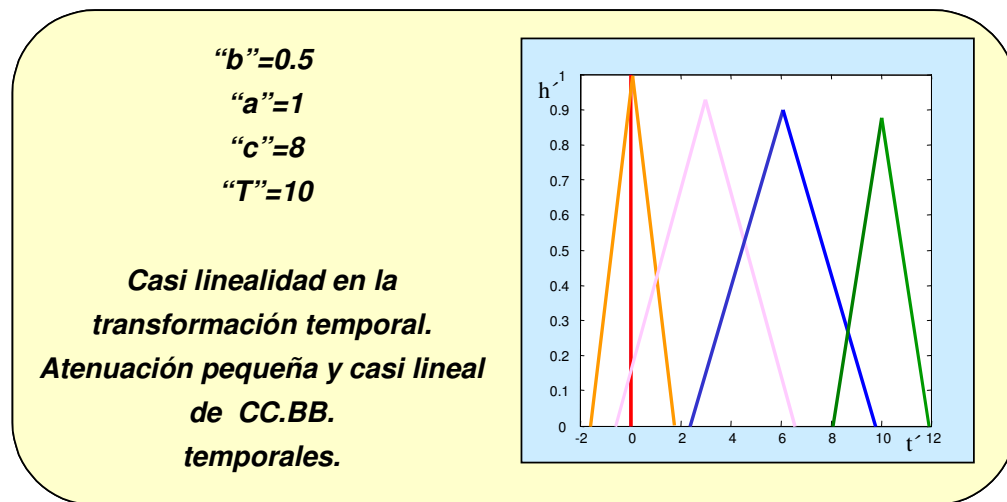


Figura 3.11. Efecto de la variación conjunta de los parámetros "a", "b" y "c".

3.3.3. Estructura.

Este controlador presenta la misma estructura que el Controlador Borroso Clásico, ya expuesta en el apartado 2.2.1.3.

3.4. Justificación de la utilidad de los Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

3.4.1. Mejoras frente a los Controladores Borrosos Clásicos y Controladores Borrosos Temporales.

En los Controladores Borrosos Clásicos [PED 89] [LEE 90] [MAG 96], para cada instante de inferencia, se tiene en cuenta el valor tomado por las variables de contexto y en función de éstas se dispara una o más reglas, que generan una o más acciones, tendentes a acercar los estados del sistema a controlar al objetivo buscado. Estas acciones, consistentes en variaciones del valor de las variables de operación aplicadas al sistema, tienen como efecto la variación de los valores tomados por las variables de contexto, efecto que no está puntualmente localizado en el tiempo, sino que presenta una cierta propagación temporal, dependiendo de las características del sistema a controlar, referidas a la velocidad de cambio de las variables de contexto. Así para sistemas con una gran facilidad en la variación de los valores de sus variables de contexto, el efecto de las acciones perdura más en el tiempo que en aquellos otros sistemas en los que las variables de contexto presentan una elevada resistencia al cambio en sus valores.

En estos sistemas, en los que la modificación de las variables de contexto se propaga con relativa facilidad en el tiempo, será necesario ajustar adecuadamente el valor dado a las variables de operación, con el objetivo de que al finalizar el intervalo temporal de propagación de cada acción, se consiga corregir el desajuste detectado en los estados de las variables de contexto.

Por tanto, la dificultad de afinar adecuadamente el valor asignado a las variables de operación, para cada regla disparada, dificulta enormemente una actuación ideal de dichas reglas, provocando que el objetivo marcado para las variables de contexto no sea alcanzado al llegar al final de su intervalo de propagación en el tiempo, o por el contrario se alcance en un punto intermedio del citado intervalo, con lo cual la persistencia del efecto de la acción, en el resto del intervalo, conduce a un alejamiento de los estados buscados. Cualquiera de los dos efectos se concreta en una disminución en la velocidad con la que se alcanza los objetivos marcados, lo que se traduce en una menor "bondad" para la base de conocimiento utilizada.

Para salvar este problema, una buena solución puede consistir en introducir en la lista de reglas de la base de conocimiento, una serie de reglas encaminadas a corregir estos dos efectos nocivos.

Para el primer efecto se tratará de reglas con idéntico antecedente a aquella que se quiere complementar, presentando en el consecuente, para sus conjuntos borrosos, valores que provocan la modificación de los estados del sistema en el mismo

sentido. Incluyéndose ahora el consecuente temporal, en el que sus conjuntos borrosos tomarán valores que retrasan adecuadamente la aplicación de la acción de apoyo.

Para corregir el segundo efecto se incluyen reglas con idéntico antecedente a aquella que se quiere corregir, presentando en los conjuntos borrosos del consecuente, valores que provoquen la modificación de los estados del sistema en sentido contrario, tomando los conjuntos borrosos temporales valores que retrasan adecuadamente la aplicación de la acción compensatoria.

Esta solución, que es implementada en los Controladores Borrosos Temporales, corrige en parte los desajustes, provocando un aumento en la velocidad de consecución de los objetivos marcados para las variables de contexto, y por tanto una mejora en la "bondad" de la base de conocimiento. Presenta sin embargo como inconveniente, la necesidad de ajustar correctamente el instante en el que se sitúa la acción retrasada, derivándose dicha inconveniencia, de que a medida que el retraso impuesto a la acción de control aumenta, mayor es el número de acciones externas que pueden suceder, así como mayor es el número de reglas que pueden dispararse en ese intervalo. Estas acciones externas y reglas disparadas pueden tener como efecto secundario el desplazar en el tiempo el instante en el que se produce el estado indeseado que se desea corregir. Este desplazamiento será desconocido y en buena lógica proporcional al tiempo de retraso sufrido por la acción retardada. Como consecuencia de lo anterior se observa una disminución en la probabilidad de ubicar correctamente la acción de control en los instantes en los que se presenta el estado indeseado.

Para salvar este problema una buena solución, implementada en los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, puede consistir en aumentar el intervalo de actuación temporal de la acción correctora, sin aumentar su influencia global sobre el sistema. Efecto que se consigue deformando los conjuntos borrosos temporales, aumentando su base y disminuyendo su altura, siendo su área igual a la del conjunto borroso original. Propuesta que se traduce en una pérdida de certeza en la ubicación temporal de las actuaciones de control, que aumentará a medida que crece el tiempo que separa la observación del sistema y la acción programada para su control.

De esta manera se renuncia a que la acción de control programada, con una probabilidad baja tenga una efectividad alta, en beneficio de que, con una probabilidad alta, se aplique con una efectividad razonable.

Esta difuminación en el tiempo de los conjuntos borrosos temporales tiene el efecto de que para dos reglas que programan acciones situadas en dos instantes consecutivos alejados, los conjuntos borrosos temporales estarán muy solapados, con lo que a efectos de control tendrían prácticamente la misma ubicación temporal. El objetivo marcado de programar dos acciones de control con una actuación temporal diferenciada, sólo se conseguirá si se expande el tiempo (se separa la ubicación de los instantes consecutivos). Esta expansión del tiempo deberá ser

mayor al aumentar el tiempo de retardo de las reglas, para compensar el aumento del solapamiento de los conjuntos borrosos temporales difuminados. Propuesta que se traduce en una pérdida de precisión en la observación del tiempo, que aumenta a medida que crece el tiempo que separa la observación del sistema y la acción programada para su control [GAD 99] [GAD 00-1].

Ejemplo de aplicación en un sistema clásico.

Para justificar la utilidad de los Controladores Borrosos Temporales y los Controladores Borrosos Temporales Difuminados frente a los Controladores Borrosos Clásicos, en primer lugar y con el objetivo comparar la técnica propuesta con sistemas más convencionales, se presenta como sistema a controlar un clásico: el Péndulo Invertido.

El sistema consiste en un péndulo invertido situado sobre un carrito que puede moverse libremente en una dimensión. La gravedad ejerce una fuerza sobre el péndulo, que lo hace caer a un lado u otro. El control del sistema se realiza aplicando una fuerza al carro, para mantener el péndulo en posición vertical. El objetivo final, que se persigue, consiste en mantener el péndulo en posición vertical y el carrito en el centro de su recorrido.

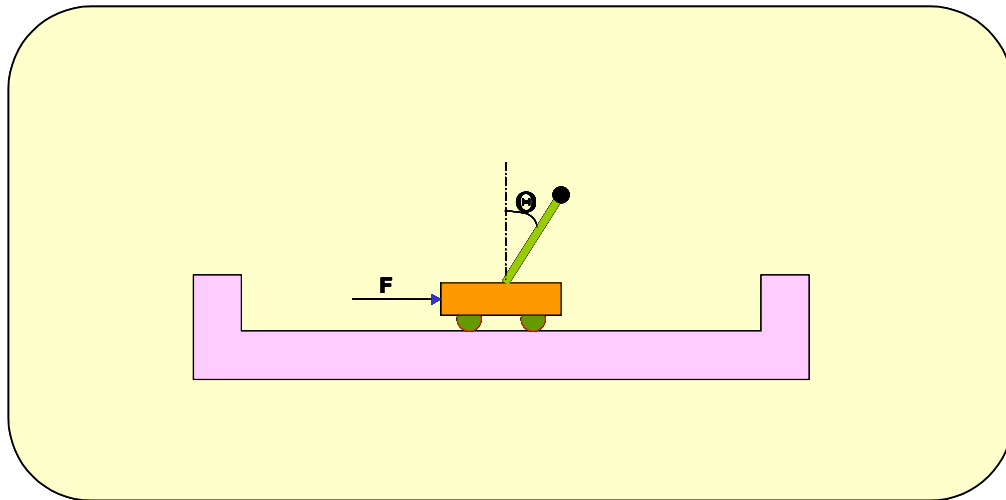


Figura. 3.12. Péndulo Invertido.

Las variables físicas que se han considerado en la simulación del sistema son las siguientes: posición del carrito, velocidad del carrito, aceleración del carrito, ángulo del péndulo con respecto a la vertical, velocidad angular del péndulo, aceleración angular del péndulo. A efectos de simulación, cada una de estas variables se ha normalizado en un rango de valores.

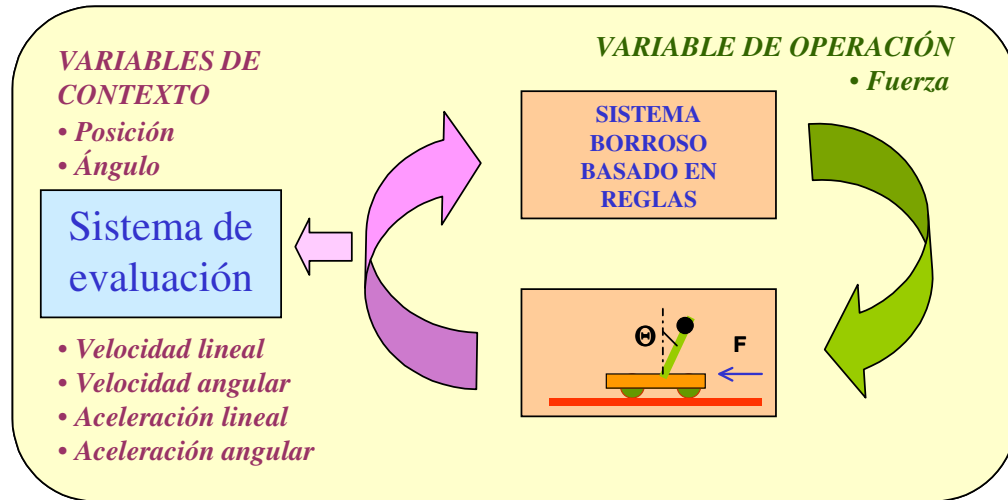


Figura 3.13. Integración del Péndulo Invertido en el Controlador Borroso.

En la figura 3.13. se puede observar la integración del Péndulo Invertido dentro del Controlador Borroso [GAD 00-3].

En primer lugar, con el objetivo de estudiar el comportamiento del Péndulo Invertido, en relación a la velocidad de cambio de las variables de contexto [GAD 00-3], en el sistema elegido, se realizan dos experimentos de control, caracterizados por presentar:

- Experimento 1: menor masa (Mp) $m = 0.1$ Kg. $M = 1$ Kg.
- Experimento 2: mayor masa (Mg) $m = 0.3$ Kg. $M = 3$ Kg.

Siendo:

" m ": masa del péndulo.

" M ": masa del carrito.

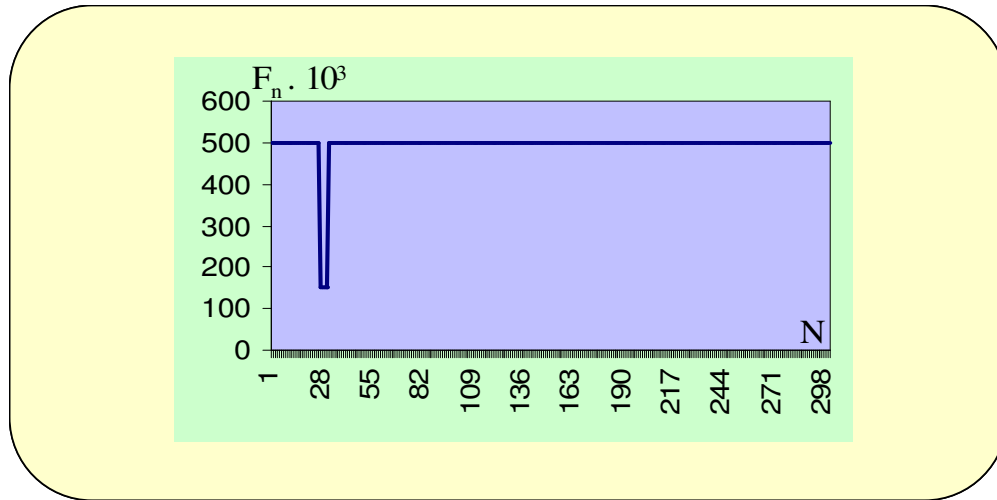


Figura 3.14. Representación de la fuerza normalizada (F_n) $\times 10^3$ aplicada al Péndulo Invertido, en función de los instantes de inferencia (N). ($F=0$ Nw. $\Rightarrow F_n=0.5$), ($F=7$ Nw. derecha $\Rightarrow F_n=0.15$), ($F=10$ Nw. izquierda $\Rightarrow F_n=1$).

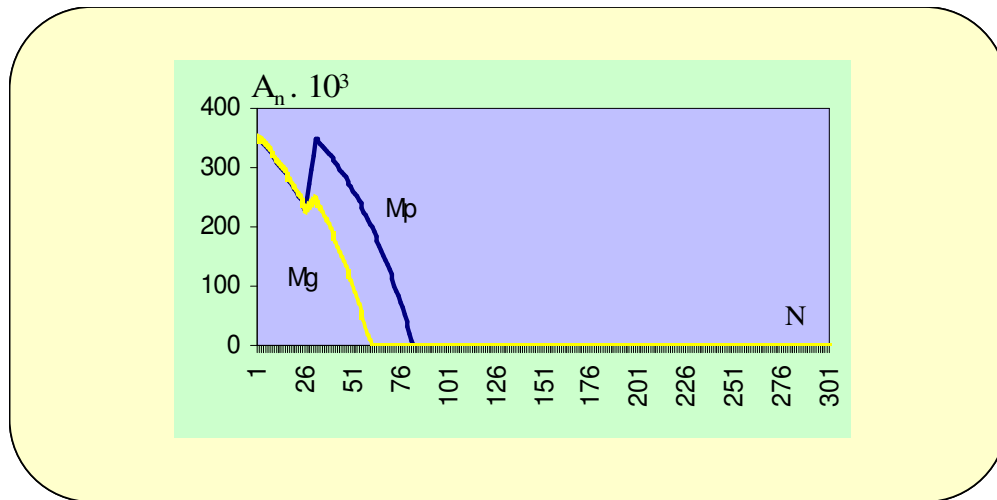


Figura 3.15. Evolución temporal del ángulo normalizado, de caída del péndulo (A_n) $\times 10^3$. ($A=0$ rad. $\Rightarrow A_n=0.5$), ($A=0.26$ rad. $\Rightarrow A_n=1$) para dos sistemas con masas diferentes, en función de los instantes de inferencia.

En los dos casos (experimentos 1 y 2), se parte de la misma situación inicial: el carrito centrado y el péndulo con un ángulo de caída de 5.2 grados, siendo sus velocidades y aceleraciones angulares y lineales nulas en el instante inicial. Tras 28

instantes de simulación se somete al carro a una fuerza de 7 Nw. (que se corresponde con una fuerza normalizada "Fn": 0,15) durante 5 instantes, en el sentido de corregir la caída sufrida por el péndulo, tras lo cual la evolución de cada sistema difiere en los términos marcados por las figuras 3.15 a 3.17.

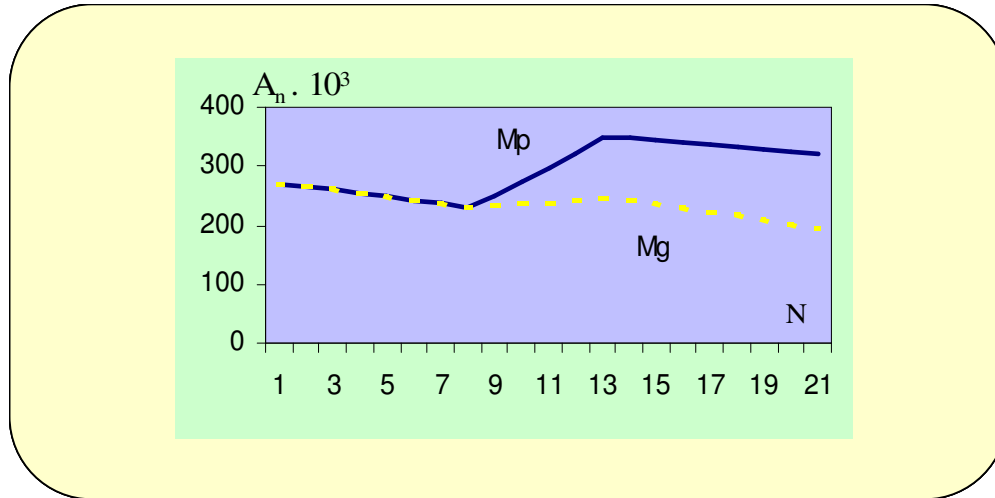


Figura 3.16. Detalle de la evolución temporal del ángulo normalizado de caída (A_n) $\times 10^3$ para dos sistemas con masas diferentes, en función de los instantes de inferencia.

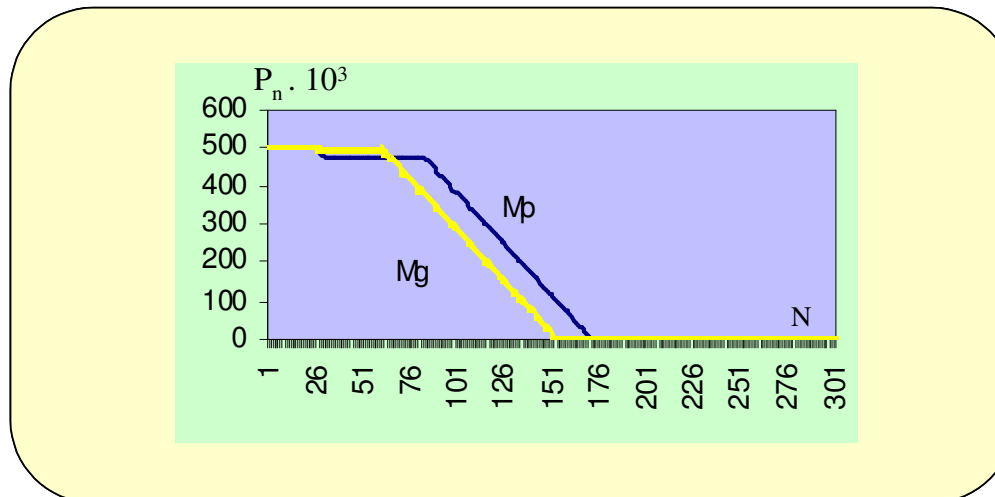


Figura 3.17. Evolución temporal de la posición normalizada del carrito (P_n) $\times 10^3$ ($P=0$ m. $\Rightarrow P_n=0.5$), ($P=1$ m. $\Rightarrow P_n=1$) para dos sistemas con masas diferentes, en función de los instantes de inferencia.

De la observación de las gráficas se desprende que en el sistema con valores pequeños de dichas masas, el efecto causado, en las variables “ángulo” y “posición”, por la aplicación puntual de una fuerza distinta de cero, presenta una mayor persistencia que en sistemas con valores grandes de las citadas masas. En el resto de las variables no representadas, se observa la misma tendencia en cuanto a la persistencia en sus cambios.

De los resultados de este experimento, se deduce que disminuyendo la masa del sistema aumenta la persistencia del efecto de las acciones de control sobre las variables de contexto, y por tanto aumentando su masa disminuye la citada persistencia.

En segundo lugar se presenta una tanda de experimentos cuyo fin es identificar el ámbito de aplicación en el que los Controladores Borrosos Clásicos, Controladores Borrosos Temporales y Controladores Borrosos Temporales Difuminados presentan un mejor comportamiento [GAD 00-3].

Para ello cada experimento consiste en realizar el control del Péndulo Invertido, partiendo desde 16 posiciones iniciales distintas, definidas por diferentes valores de las variables de contexto, con el objetivo de poder evaluar la “bondad” de la base de conocimiento utilizada [CAÑ 99], siguiendo el procedimiento expuesto en el apartado 4.2.1.3..

Para cada tipo de controlador, se ha repetido la experiencia 40 veces, cada una de ellas con valores distintos de “ m ” y “ M ” partiendo de $m = 0.06$ Kg. y $M = 0.6$ Kg. hasta llegar a $m = 0.46$ Kg. y $M = 4.6$ Kg., a pasos de 0.01 Kg. para “ m ” y 0.1 Kg. para “ M ”.

En los 40 experimentos realizados con el Controlador Borroso Clásico se ha utilizado la misma base de conocimiento, que ha sido elegida al azar entre un conjunto de bases de conocimientos que presentan un buen comportamiento, y cuyo listado de reglas se muestra a continuación.

*R1 (ANGULO 3) (VELOC_ANG 2) (FUERZA 9)
R2 (ANGULO 3) (VELOC_ANG 3) (FUERZA 4)
R3 (ANGULO 2) (FUERZA 4)
R4 (ANGULO 1) (FUERZA 2)
R5 (ANGULO 1) (ACEL_ANG 2) (FUERZA 2)
R6 (ANGULO 1) (POSICION 1) (FUERZA 2)
R7 (ANGULO 1) (VELOC_ANG 2) (FUERZA 2)
R8 (ACEL_LIN 1) (FUERZA 4)
R9 (POSICION 3) (FUERZA 6)*

En la figura 3.18. se presenta las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos de las variables de contexto y operación.

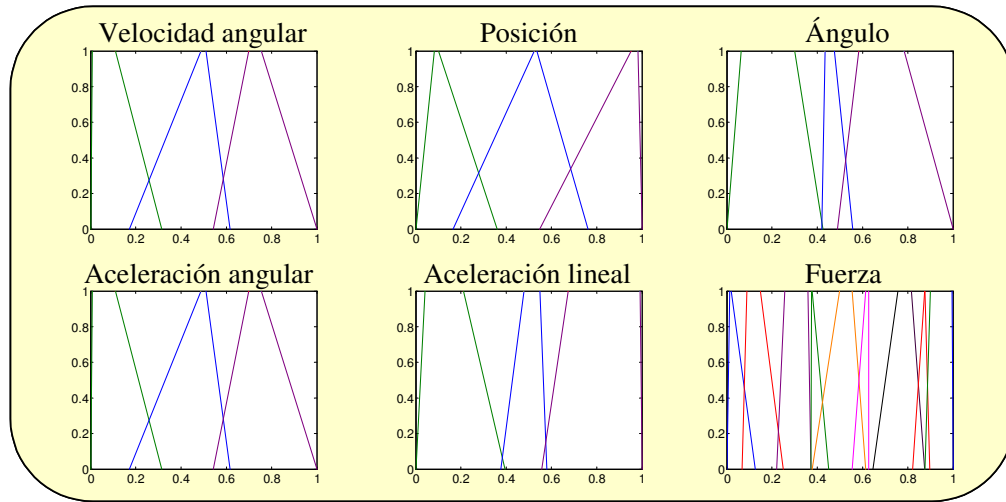


Figura 3.18. Funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos de las variables de contexto y operación.

En la figura 3.19. se representa el valor alcanzado por la “bondad” de la base de conocimiento en función de la masa del sistema.

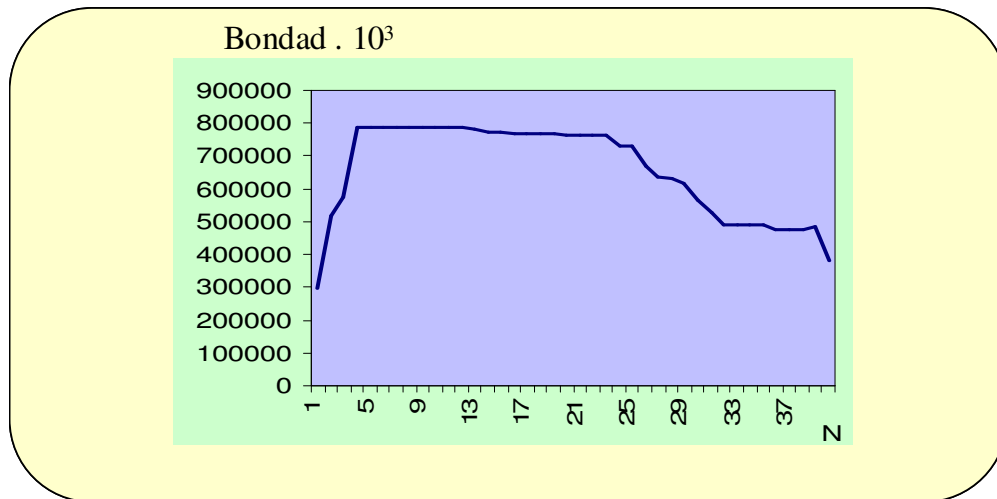


Figura 3.19. Evolución de la “bondad” de la base de conocimiento utilizada, en función de los valores de “M” y “m” (bondad * 10⁶). Siendo $m = (0.06 + (N - 1) * 0.01)$ y $M = (0.6 + (N - 1) * 0.1)$.

De la observación de dicha figura se observa que la base de conocimiento presenta:

- a) Buen comportamiento (correspondiente a la región más o menos plana con "bondad" > 0.76) en los siguientes intervalos de valores de "m" y "M":
1. $0.09 \leq m \leq 0.28$ Kg. (3.7.)
 2. $0.9 \leq M \leq 2.8$ Kg. (3.8.)
- b) Peor comportamiento a ambos lados de esta región (zonas de pendiente distinta de cero, con "bondad" < 0.76).

De lo expuesto se deduce que para realizar un mejor control del sistema, para estos valores de su masa, será conveniente elegir una nueva base de conocimiento, con una nueva definición de las funciones de pertenencia de sus conjuntos borrosos y/o un nuevo conjunto de reglas.

Para los 40 experimentos realizados con el Controlador Borroso Temporal Difuminado se utiliza una nueva base de conocimiento de la que presentamos sus aspectos más relevantes:

- a) Parámetro Temporal: $T = 1$.
- b) Parámetros de Difuminación: $a = 0.083$, $b = 0.714$, $c = 9$.
- c) Conjuntos borrosos temporales:

$CB0: (0, 0, 0.127)$
 $CB1: (0, 0.244, 0.488)$
 $CB2: (0.416, 0.525, 0.633)$
 $CB3: (0.552, 0.776, 1)$

- d) Lista de reglas:

$R1 (ANGULO\ 3) (VELOC_ANG\ 2) (FUERZA\ 9) (TIEMPO\ 0)$
 $R2 (ANGULO\ 3) (VELOC_ANG\ 2) (FUERZA\ 9) (TIEMPO\ 1)$
 $R3 (ANGULO\ 3) (VELOC_ANG\ 3) (FUERZA\ 4) (TIEMPO\ 0)$

$R4 (ANGULO\ 2) (FUERZA\ 4) (TIEMPO\ 0)$
 $R5 (ANGULO\ 2) (FUERZA\ 8) (TIEMPO\ 1)$

$R6 (ANGULO\ 1) (FUERZA\ 2) (TIEMPO\ 0)$

$R7 (ANGULO\ 1) (ACEL_ANG\ 2) (FUERZA\ 2) (TIEMPO\ 0)$

$R8 (ANGULO\ 1) (POSICION\ 1) (FUERZA\ 2) (TIEMPO\ 0)$
 $R9 (ANGULO\ 1) (POSICION\ 1) (FUERZA\ 6) (TIEMPO\ 1)$

R10 (ANGULO 1) (VELOC_ANG 2) (FUERZA 2) (TIEMPO 0)
 R11 (ANGULO 1) (VELOC_ANG 2) (FUERZA 8) (TIEMPO 3)

R12 (ACEL_LIN 1) (FUERZA 4) (TIEMPO 0)
 R13 (ACEL_LIN 1) (FUERZA 2) (TIEMPO 3)

R14 (POSICION 3) (FUERZA 6) (TIEMPO 0)
 R15 (POSICION 3) (FUERZA 9) (TIEMPO 3)

En esencia esta base de conocimiento, que ha sido obtenida mediante la aplicación de Algoritmos Genéticos, es la misma empleada en el Controlador Borroso Clásico a la que se ha añadido un puñado de reglas con idénticos antecedentes y distintos o iguales consecuentes, presentando en su mayoría una aplicación diferida en el tiempo, cuya misión y razón de ser ha sido explicada en el apartado anterior.

Los resultados de estos 40 experimentos se muestran, en la figura 3.20., expresados como la diferencia entre la “bondad” alcanzada por la base de conocimiento utilizada en el Controlador Borroso Temporal Difuminado y la “bondad” alcanzada por la base de conocimiento empleada en el Controlador Borroso Clásico, en función de los valores tomados por “m” y “M” dentro del intervalo de “buen comportamiento”, donde “m” y “M” se obtienen a partir de las siguientes expresiones:

$$a) m = (0.06 + (N - 1) * 0.01) \quad (3.9.)$$

$$b) M = (0.6 + (N - 1) * 0.1) \quad (3.10.)$$

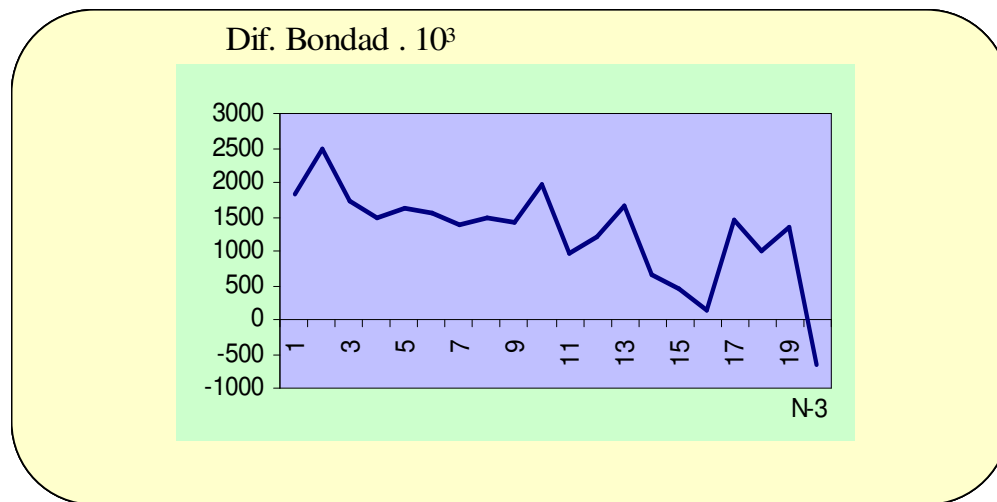


Figura 3.20. Evolución de (“bondad”_{Controlador Difuminado} - “bondad”_{Controlador Clásico}) * 10⁶ en función de los valores de “m” y “M”, en la zona de “buen comportamiento”.

Observando las gráficas anteriores se deduce que:

- a) En toda la región de “buen comportamiento” el Controlador Borroso Temporal Difuminado introduce una mejora en el control del sistema respecto al Controlador Borroso Clásico.
- b) A medida que aumenta los valores de “ m ” y “ M ” la citada mejora tiende a reducirse.

De esta manera se corrobora la idea preliminar, de que al disminuir en el sistema la persistencia temporal de los efectos de las acciones de control sobre las variables de contexto (aumentando “ m ” y “ M ”), disminuye la ganancia en comportamiento aportada por el Controlador Borroso Temporal Difuminado respecto al Controlador Borroso Clásico.

Para los 40 experimentos realizados con el Controlador Borroso Temporal se utiliza la misma base de conocimiento que ha sido utilizada en los Controlador Borroso Temporal Difuminado, desprendiéndola de los Parámetros de Difuminación.

En la gráfica siguiente se representa el valor adquirido por la diferencia entre la “bondad” alcanzada por la base de conocimiento utilizada en el Controlador Borroso Temporal y la “bondad” alcanzada por la base de conocimiento empleada en el Controlador Borroso Clásico, en función de los valores tomados por “ m ” y “ M ” dentro del intervalo de “buen comportamiento”.

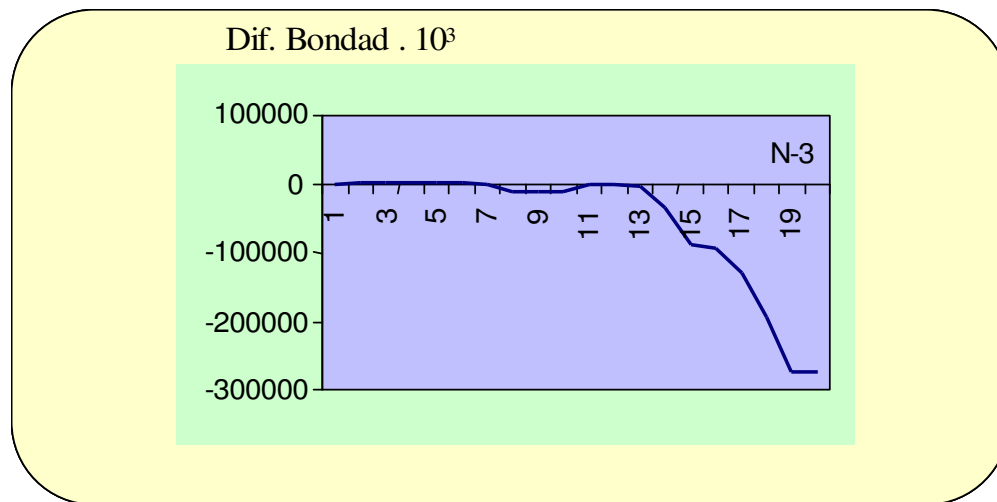


Figura 3.21. Evolución de ((“bondad”_{Controlador Temporal} - “bondad”_{Controlador Clásico}) * 10^6) en función de los valores de “ m ” y “ M ”.

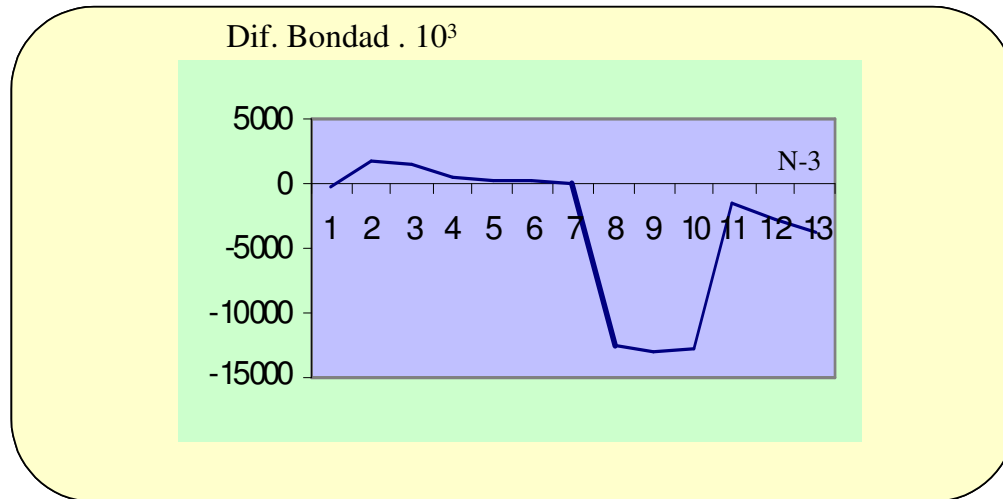


Figura 3.22. Detalle de la Evolución de ((“bondad”_{Controlador Temporal} - “bondad”_{Controlador Clásico}) * 10⁶) en función de los valores de “m” y “M”.

De la observación de las gráficas anteriores se deduce que:

- En toda la región el Controlador Borroso Temporal Difuminado presenta un mejor comportamiento que el Controlador Borroso Temporal y que el Clásico (Fig. 3.20.).
- Para valores pequeños de “m” y “M” dentro de la zona de “buen comportamiento” el Controlador Borroso Temporal introduce una mejora pequeña respecto al Controlador Borroso Clásico (Fig. 3.22.).
- Con el aumento de los valores de “m” y “M” el Controlador Borroso Clásico mejora el comportamiento del Controlador Borroso Temporal (Fig. 3.21.).

En este caso también se observa que a medida que aumenta las masas del sistema a controlar, y por tanto disminuye la persistencia temporal de los efectos provocados por las acciones de control en las variables de contexto, disminuye la ganancia de comportamiento aportada por el Controlador Borroso Temporal respecto al Controlador Borroso Clásico, que incluso se hace negativa, debido a que la base de conocimiento utilizada no presenta una adecuada combinación de reglas y / o definición de sus conjuntos borrosos, deficiencia que en el caso del Controlador Borroso Temporal Difuminado es compensada con una adecuada deformación de los conjuntos borrosos temporales.

3.4.2. Mejoras en ambientes ruidosos.

Tal como se ha expuesto en el apartado 3.4. en los sistemas en los que la modificación de las variables de contexto se propaga con relativa facilidad en el tiempo, será necesario ajustar adecuadamente el valor dado a las variables de operación, con el objetivo de que al finalizar el intervalo temporal de propagación, de cada acción, se consiga corregir el desajuste de las variables de contexto.

Esta dificultad para asignar un valor adecuado a las variables de operación crece en aquellos sistemas situados en un entorno ruidoso, en los que el ruido externo (acciones externas) modifica el valor tomado por las variables de operación, incrementando o disminuyendo su valor en una cantidad igual o proporcional al valor tomado por el ruido. Disminuyendo así la probabilidad de una actuación correcta de las reglas [GAD 01-3].

Para salvar este problema, una buena solución puede consistir en introducir en la lista de reglas de la base de conocimiento una serie de reglas con idéntico antecedente a aquella que se quiere complementar, presentando en los conjuntos borrosos del consecuente valores que provocan la modificación de los estados del sistema en el sentido adecuado. Ahora se incluirá el consecuente temporal, en el que sus conjuntos borrosos tomarán valores que retrasan adecuadamente la aplicación de la acción de apoyo. Esta solución, implementada en los Controladores Borrosos Temporales, corrige en parte los desajustes, provocando un aumento en la velocidad de consecución de los objetivos marcados para las variables de contexto, mejorando así la "bondad" de la base de conocimiento.

El ruido externo y las reglas disparadas durante el intervalo de retardo, tienen el efecto de desplazar en el tiempo el instante en el que se produce el estado indeseado que se desea corregir. Este desplazamiento dependerá en gran medida de las acciones externas, sugeridas por el ruido ambiental, y del número de reglas disparadas durante el citado intervalo de retardo, que en buena lógica será proporcional a la longitud del mismo [GAD 01-3].

A consecuencia de lo anterior, se observa una disminución en la probabilidad de ubicar correctamente la acción de control, en los instantes en los que se presenta el estado indeseado. Esta disminución se acentúa a medida que crece el tiempo transcurrido entre la observación del sistema y la acción retrasada propuesta por el motor de inferencias [GAD 01-3].

Para salvar este problema, una buena solución puede consistir en aumentar el intervalo de actuación temporal de la acción correctora, sin aumentar su influencia global sobre el sistema. Efecto que se consigue deformando los conjuntos borrosos temporales, aumentando su base y disminuyendo su altura, siendo su área igual a la del conjunto borroso original. Deformación que, para compensar la disminución en la probabilidad de ubicar correctamente la acción correctora, deberá crecer a medida que aumenta el tiempo que separa la observación del sistema y la acción programada para su control. Esta deformación que se traduce en una pérdida de certeza en la ubicación temporal de las acciones de control, conlleva un aumento en la probabilidad de ubicar adecuadamente dichas acciones.

Para poder ubicar correctamente las acciones retrasadas, es necesario disponer de un número y una distribución adecuada de conjuntos borrosos temporales, que cubra todo el “periodo”, intervalo de tiempo de retardo posible (T). Para alcanzar este objetivo se necesita:

- a) Una concentración del tiempo cercano al origen.

Teniendo en cuenta que las bases de los conjuntos borrosos temporales disminuyen a medida que se acercan al origen, en esta región será necesario un mayor número de conjuntos borrosos, que deberán tener una menor separación entre ellos, si se quiere mantener su grado de solapamiento. Lo que implica una concentración de la región temporal próxima al origen, que se traduce en una mayor precisión en el discernimiento del tiempo así como un aumento de la certeza en la ubicación temporal de las acciones de control.

- b) Una expansión del tiempo lejano al origen.

A medida que se retrasa la acción correctora aumentará la base de sus conjuntos borrosos temporales asociados, así para dos reglas que programan acciones situadas en dos instantes consecutivos alejados, los conjuntos borrosos temporales estarán muy solapados, con lo que a efectos de control tendrían prácticamente la misma ubicación temporal. El objetivo marcado de programar dos acciones de control, con una actuación temporal diferenciada, sólo se conseguirá si se expande el tiempo (se separa la ubicación de los instantes consecutivos). Esta expansión del tiempo deberá ser mayor al aumentar el tiempo de retardo de las reglas, para compensar el aumento del solapamiento de los conjuntos borrosos temporales difuminados. Propuesta que se traduce en una pérdida de precisión en la observación del tiempo, que aumenta a medida que crece el tiempo que separa la observación del sistema y la acción programada para su control [GAD 00-1].

Ejemplo de aplicación en un sistema clásico.

Para ilustrar la aplicación de estos controladores, dentro de un ambiente ruidoso, se ha utilizado el Péndulo Invertido.

En los experimentos realizados [GAD 01-2], para evaluar “*bondad*” de la base de conocimiento empleada en cada controlador, se simula el comportamiento del péndulo desde 16 posiciones iniciales distintas, definidas por diferentes valores de las Variables de Contexto. Cada una de estas simulaciones, que contiene 1000 instantes de inferencia, se repite 11 veces, incluyendo en cada una de ellas un ruido externo puntual, entre los instantes 500 y 505, consistente en una fuerza externa normalizada (f_n) aplicada al carro. Se parte con $f_n = 0,5$ (5 Nw. a la derecha) en el primer experimento, hasta $f_n = -0,5$ (5 Nw. a la izquierda) en el undécimo, tomando saltos de 1 Nw.

Todo ello con el objetivo de intentar cubrir una cantidad de situaciones suficientemente representativas, como para dar una evaluación fiel de la base de conocimiento evaluada [CAÑ 99]. La “*bondad*” global de la base de conocimiento, se ha calculado como promedio de la obtenida en cada una de las $16 \times 11 = 176$ simulaciones realizadas.

Con el fin de que los resultados obtenidos sean significativos, el sistema a controlar deberá presentar una razonable propagación temporal en la variación de las variables de contexto, ante una modificación puntual de las variables de operación. Por ello se ha elegido un sistema con masas relativamente pequeñas (masa del carrito = 1 Kg., masa del péndulo = 0,1 Kg.) [GAD 00-3].

La bases de conocimiento utilizadas en los controladores han sido obtenidas mediante un algoritmo evolutivo de carácter genético [GAD 01-2].

La base utilizada para el Control Temporal (B.C.d_{TFLCs}), se caracteriza por que su parámetro temporal toma el siguiente valor $T = 1$, alcanzando una *bondad* = 0.623. Destacan en ella grupos de pares de reglas temporales y no temporales, que se pueden clasificar, por su efecto, en:

a) Reforzante:

ángulo 3 posición 3 fuerza 9
ángulo 3 posición 3 fuerza 9 tiempo 2

b) Compensatorio:

ángulo 2 veloc_lin 3 fuerza 8
ángulo 2 veloc_lin 3 fuerza 3 tiempo 4

En la base de conocimiento utilizada para el Control Temporal Difuminado, se caracteriza porque:

- a) El Parámetro Temporal toma valor $T = 15$.
- b) Los Parámetros de Difuminación toman los siguientes valores: $a = 0.930$, $b = 0.620$, $c = 2$.

(Valores que han sido elegidos tras la realización de diferentes experimentos).

Alcanzando una *bondad* = 0.627, destacan grupos de pares de reglas temporales y no temporales. Entre ellas a título de ejemplo, se presenta:

- a) Con efecto reforzante:

ángulo 3 posición 3 fuerza 9
ángulo 3 posición 3 fuerza 9 tiempo 2

- b) Con efecto compensatorio:

ángulo 2 veloc_lin 3 fuerza 8
ángulo 2 veloc_lin 3 fuerza 2 tiempo 2

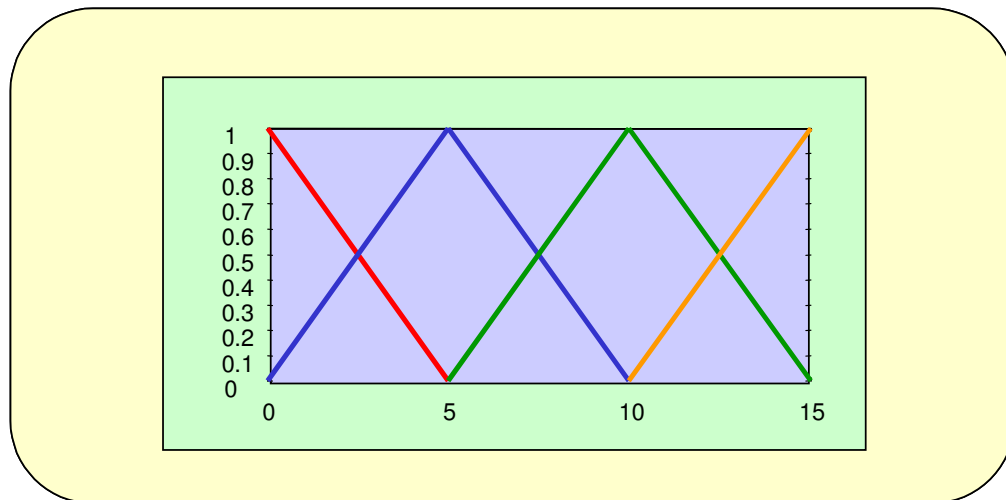


Figura 3.23. Conjuntos borrosos temporales originales.

Los valores tomados por “a”, “b” y “c” modelan una transformación no lineal del tiempo y una deformación de los conjuntos borrosos temporales, en el sentido

indicado por el concepto de difuminación temporal. Según se puede observar en la figura 3.24.

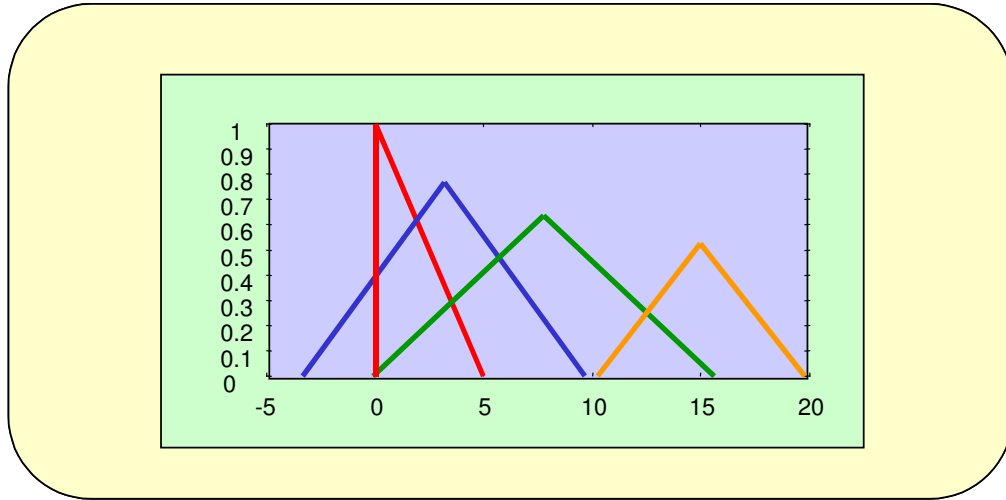


Figura 3.24. Conjuntos borrosos temporales transformados.

En la figura 3.25. se presenta la variación de la *bondad* (Bd) de la base de conocimiento utilizada en el Controlador Borroso Clásico (Bd_{FLC}), en función de la fuerza externa normalizada (f_n) aplicada al sistema a controlar. Donde $f_n = (5-N) \cdot 10^{-1}$.

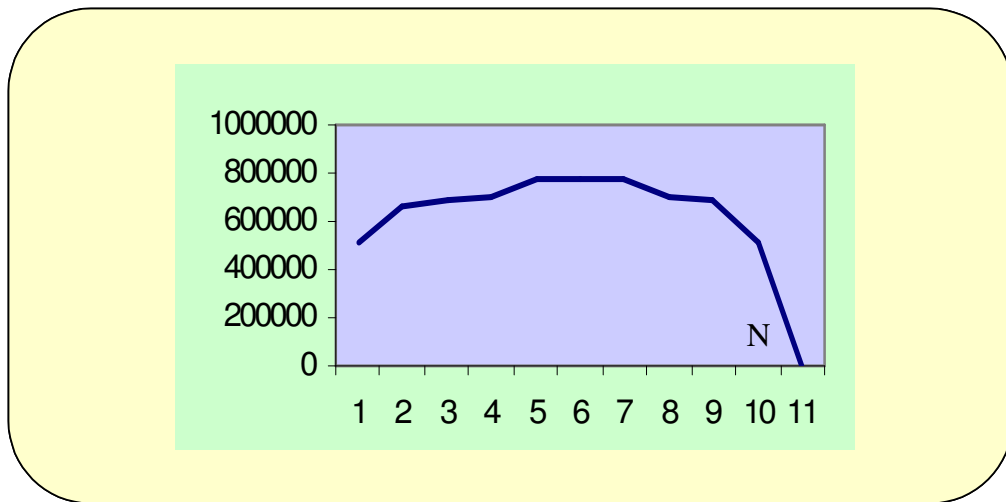


Figura 3.25. Variación de la $Bd \cdot 10^6$ en función de " f_n ". ($f_n = (5-N) \cdot 10^{-1}$).

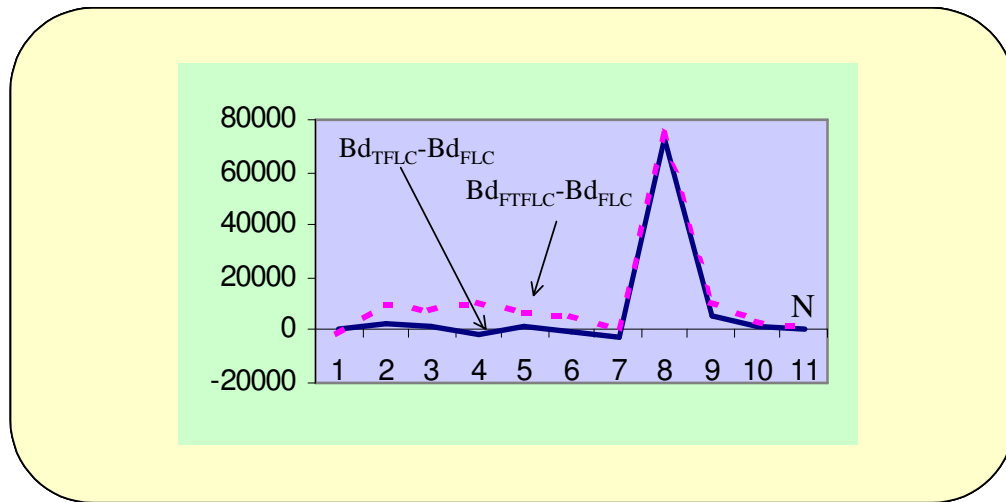


Figura 3.26. Variación de $(Bd_{TFLC}-Bd_{FLC}) \cdot 10^6$ y $(Bd_{FTFLC}-Bd_{FLC}) \cdot 10^6$ en función de " f_n ". ($f_n=(5-N) \cdot 10^{-1}$).

En la figura 3.26. se presenta la variación en la diferencia de *bondad* entre las distintas bases de conocimiento empleadas en los Controladores Borrosos: Clásicos (Bd_{FLC}), Temporal (Bd_{TFLC}), y Difuminado (Bd_{FTFLC}), en función de la fuerza externa normalizada (f_n) aplicada al sistema a controlar. Siendo $f_n=(5-N) \cdot 10^{-1}$.

En las gráficas anteriores se observa que, la mejora que sufre la evaluación del sistema con la adición de ruido:

- Es más apreciable en el Controlador Borroso Temporal Difuminado y en el Controlador Borroso Temporal que en el Controlador Borroso Clásico, debido al efecto corrector aportado por las acciones de control adecuadamente retardadas en el tiempo.
- Es ligeramente mayor en el Controlador Borroso Temporal Difuminado que en el Controlador Borroso Temporal, debido al efecto corrector aportado por la adecuada deformación de los conjuntos borrosos temporales (difuminación).

3.4.3. Mejoras en sistemas con sensores ruidosos.

Tal como se ha expuesto en el apartado 3.4., en los Controladores Borrosos Clásicos, la dificultad para asignar adecuadamente el valor dado a las variables de

operación aumenta en sistemas en los que las variables de contexto se propaga con relativa facilidad en el tiempo. Esta dificultad se incrementa aún más en aquellos sistemas en los que no se conoce con precisión el valor tomado por las variables de contexto, efecto que sucede cuando los sensores, usados para determinar el valor de las variables de contexto, añaden ruido [GAD 02-2]. El hecho de no conocer con precisión el valor tomado por las variables de contexto, provoca una disminución en la probabilidad de elegir adecuadamente el valor a dar a las variables de operación, generando dos situaciones:

- a) Estimación por exceso del valor tomado por las variables de contexto.

Este hecho puede provocar que el objetivo marcado para las variables de contexto se alcance en un punto intermedio del intervalo de propagación en el tiempo de las acciones de control, con lo cual la persistencia del efecto de la acción, en el resto del intervalo, conduce a un alejamiento de los estados buscados en las variables de contexto.

- b) Estimación por defecto del valor tomado por las variables de contexto.

Este hecho puede provocar que el objetivo marcado para las variables de contexto no sea alcanzado al llegar al final del intervalo de propagación en el tiempo, del efecto provocado por las acciones correctoras.

De manera que, la probabilidad de que la actuación de las reglas disparadas sea correcta, decrece. Apreciándose, en ambas situaciones, una disminución en la velocidad con la que se alcanza los objetivos marcados, lo que se traduce en una menor "bondad" para la base de conocimiento utilizada.

La solución propuesta en los Controladores Borrosos Temporales, consistente en introducir en la base de conocimiento, un conjunto de reglas con consecuente temporal, encaminadas a reparar estas dos situaciones indeseadas, corrige en parte las deficiencias detectadas, dando lugar a un incremento en la velocidad con la que se alcanzan los objetivos de control, produciendo, por tanto, una mejora en la "bondad" de dicha base de conocimiento.

Esta solución presenta una dificultad, que se deriva de la necesidad de ajustar adecuadamente el momento en que se debe situar las acciones de control retrasadas en el tiempo.

Para resolver este problema una buena solución, implementada en los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, consiste en incrementar el intervalo de actuación temporal de la acción correctora, sin incrementar su influencia global sobre el sistema, tal como se ha expuesto detalladamente en el apartado 3.4.

Ejemplo de aplicación en un sistema clásico.

Para justificar la utilidad de la aplicación, de los Controladores Borrosos Temporales y Controladores Borrosos Temporales Difuminados frente a los Controladores Borrosos Clásicos, a un sistema con sensores ruidosos, se presentarán los resultados de un experimento de aprendizaje Borroso-Genético [GAD 02-2]. En dicho experimento el sistema a controlar es el Péndulo Invertido, al que se ha añadido ruido a los sensores que miden el valor tomado por las variables de contexto.

La descripción y resultados de dicho experimento [GAD 02-2] se presentan en el apartado 4.2.4., dado que los conceptos asociados al aprendizaje Borroso-Genético se abordan en el capítulo 4.

3.5. Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido.

Los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales [BAR 94] [MUC 02-1] [CAR 98-2] [CAR 00-2] [CAR 00-3] se puede entender como un tipo particular de Controlador Borroso que incorpora en la representación del conocimiento, una estructura de reglas y una estrategia de razonamiento, que permite aumentar la capacidad expresiva de las reglas, así como la capacidad de razonamiento sobre la persistencia de hechos a lo largo del tiempo. Para ello en la base de conocimiento se incorpora la definición de las funciones de pertenencias del cuantificador borroso y la referencia temporal, elementos que en cada proposición del antecedente aparecen ligados al conjunto borroso asociado a una variable de contexto, cuya misión es la de modificar el sentido en el que se ha de cumplir la proposición en cuestión.

Los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos son un tipo particular de Controladores Borrosos basado en Reglas Temporales, en los que una parte del conocimiento se encarga de situar, de forma borrosa en el tiempo, la aplicación de acciones sugeridas por el motor de inferencias, en los que además se ha introducido el concepto de Difuminación Temporal [GAD 99] [GAD 00-1], que recoge una percepción no lineal del tiempo, que dota de mayor precisión fiabilidad y certeza a las acciones programadas en el tiempo cercano.

3.5.1. Representación del conocimiento.

En los dos subapartados siguientes se hace referencia a los aspectos diferenciadores, que se pueden observar, en el contenido de la base de reglas y de datos, de estos Controladores basados en Reglas Temporales Híbridos, en contraste con los Borrosos basados en Reglas Temporales y los Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

3.5.1.1. Base de reglas.

En este Controlador las reglas se caracterizan por que en su:

- a) Antecedente, asociado a cada conjunto borroso de las variables de contexto, aparecen dos elementos: un cuantificador borroso y una referencia temporal, al igual que en los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.
- b) Consecuente, asociada a cada variable de operación aparece una variable de actuación temporal, al igual que en los Controladores Borrosos Temporales y Difuminados.

El aspecto que presentan estas reglas, en el caso de utilizar múltiples entradas y una sólo salida, es:

R_1 : if x_1 is A_{11} for Q_{11} of T_{11} and ... and x_m is A_{m1} for Q_{m1} of T_{m1}
then y is B_1 , while t is C_1

...

R_n : if x_1 is A_{1n} for Q_{1n} of T_{1n} and ... and x_m is A_{mn} for Q_{mn} of T_{mn}
then y is B_n , while t is C_n

Donde:

- a) " x_i " son las variables de entrada, " A_{ij} " son sus correspondientes conjuntos borrosos.
- b) " y " es la variable de salida, " B_k ", son los conjuntos borrosos relativos a dicha variable.
- c) " t " es la variable de actuación temporal asociada a la variable de salida, siendo los " C_i " los conjuntos borrosos correspondientes a la variable temporal.
- d) " Q_{ij} " es un cuantificador borroso, relativo a la variable de entrada " x_i " y al conjunto borroso " A_{ij} ".
- e) " T_{ij} " es una referencia temporal, relativa a la variable de entrada " x_i " y al conjunto borroso " A_{ij} ".

Como ejemplo de reglas reales, empleadas en este tipo de controlador, se presentan las siguientes, en las que se puede observar el aspecto que ofrece éstas:

$R1$ (Cuantificador 1 Temporizador 3 ANGULO 3) (Cuantificador 3 Temporizador 2 VELOC_ANG 2) (FUERZA 9) (TIEMPO 0)

R2 (Cuantificador 2 Temporizador 3 ANGULO 3) (Cuantificador 2 Temporizador 3 VELOC_ANG 3) (FUERZA 4) (TIEMPO 2)

R3 (Cuantificador 1 Temporizador 2 ANGULO 2) (FUERZA 4) (TIEMPO 6)

R4 (Cuantificador 1 Temporizador 3 ANGULO 1) (FUERZA 2) (TIEMPO 3)

R5 (Cuantificador 2 Temporizador 2 ANGULO 1) (Cuantificador 1 Temporizador 2 ACEL_ANG 2) (FUERZA 2) (TIEMPO 2)

Donde “*angulo*”, “*Veloc_Ang*” y “*Acel_Ang*” son variables de contexto, “*Fuerza*” es variable de operación y “*Tiempo*” es la variable temporal asociada a la variable de operación “*Fuerza*”. Siendo “*Cuantificador*” el cuantificador borroso, y “*Temporizador*” la referencia temporal, relativos a cada una de las variables de entrada.

3.5.1.2. Base de datos.

Este nuevo controlador, incorpora en su base de datos, las definiciones de conjuntos borrosos y parámetros, incorporadas en las bases de los:

- a) Controladores Borrosos Temporales Difuminados.
- b) Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

A saber:

- a) Las definiciones de las funciones de pertenencia de las variables de contexto.
- b) Las definiciones de las funciones de pertenencia de la variables de operación.
- c) Las definiciones de las funciones de pertenencia de la variable temporal.
- d) El factor de escalado temporal, del intervalo de aplicación temporal, de cada una de las variable de operación.
- e) Las definiciones de las funciones de pertenencia de la referencia temporal (μ_r).
- f) Las definiciones de las funciones de pertenencia del cuantificador borroso (μ_Q).
- g) El factor de escalado temporal, del intervalo de definición de una entidad temporal borrosa.
- h) Los valores tomados por los Parámetros de Difuminación: “*a*”, “*b*” y “*c*”.

Todas las definiciones y su significado se han abordado, con mayor detalle, en los apartados: 2.2.1.1.2., 2.2.3.1.2., 2.2.4.1.2. y 3.3.1.2.,

3.5.2. Estrategia de razonamiento.

Los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos se pueden entender como una generalización de los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, que incorpora características de los Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

Por lo tanto su estrategia de razonamiento incorpora partes comunes a cada uno de los mencionados controladores.

- a) La parte común al Control Borroso basados en Reglas Temporales, consiste en la obtención de:
 1. La compatibilidad espacial ($ce(t_k)$).
 2. El grado de verificación de cada proposición lingüística (GDV).
 3. El grado de verificación de la regla (GDV).

Con los mismos procedimientos propuestos en la estrategia de razonamiento seguida en los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales. Elementos, estos, que serán implementados siguiendo los pasos descritos en el apartado 2.2.4.2.

- b) La parte común a la estrategia de razonamiento seguida en los Controladores borrosos Temporales Difuminados se concreta en que, una vez calculados su " $\mu_{A_i}(x)$ " (grado de verificación de la regla "i"), se obtiene la función de pertenencia del conjunto borroso inducido por la regla ($\mu_{B_i}(y)$), y se procederá a realizar, los siguientes pasos (que también tienen lugar en el proceso de inferencia de los Controladores Borrosos Temporales Difuminados):

1. Realización de una transformación no lineal del tiempo, que posibilita la concentración de la región temporal próxima y la expansión de la región temporal lejana.
2. Generación de los conjuntos borrosos temporales transformados.

Para cada regla que se dispara y para cada una de sus variables de operación se genera un conjunto borroso temporal transformado, resultado de aplicar al conjunto borroso temporal original una

transformación que posibilita la generación de conjuntos borrosos más precisos cerca del origen temporal, con menor base y mayor altura, y menos precisos lejos del origen, con mayor base y menor altura.

3. Generación de componentes contributivas.

Para cada regla que se dispara, existe un conjunto borroso temporal, asociado a cada variable de operación, que generará una componente contributiva (conjunto borroso de la variable de operación) en cada instante de inferencia en el que la función de pertenencia de este conjunto borroso temporal, toma valor distinto de cero. Componente cuya magnitud será proporcional al valor tomado por dicha función de pertenencia, del conjunto borroso temporal, en el instante de inferencia en cuestión.

4. Defuzzificación.

La salida del motor de inferencia, para cada variable de operación, en un instante cualquiera, se obtiene defuzzificando el conjunto de sus componentes contributivas (conjuntos borrosos truncados) existentes en ese instante.

Para implementar el proceso de inferencia, tomando como elementos las componentes contributivas referidas, se utiliza el método B-FITA, eligiendo como operador de defuzzificación el centro de gravedad.

En los subapartados 3.3.2.1, 3.3.2.2 y 3.3.2.3 se describe con mayor profusión de detalle los procesos referidos en las mencionados pasos, que estos controladores comparten con los Temporales Difuminados.

3.5.3. Estructura.

Este controlador presenta la misma estructura que el Controlador Borroso Clásico, ya expuesta en el apartado 2.2.1.3.

3.6. Justificación de la utilidad de los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos frente a Controladores Borrosos Basados en Reglas Temporales.

En los sistemas de Control Borroso Clásico y en los basados en Reglas Temporales, el valor asignado a las variables de operación se calcularán y actualizarán cada "T" segundos, aplicándose sólo en un determinado instante, el de inferencia, si bien,

debido a la persistencia temporal de la modificación de las variables de contexto, su efecto se propagará en el tiempo.

Por tanto, el primer problema de control observado, es la imposibilidad de modificar el valor tomado por las variables de operación en cualquier instante, para así aumentar la velocidad con la que se pretende corregir los estados indeseados de las variables de contexto.

Para controlar adecuadamente un sistema, en el que la modificación de las variables de contexto se propaga con relativa facilidad en el tiempo, será necesario ajustar adecuadamente el valor dado a las variables de operación, con el objetivo de que al finalizar el intervalo temporal de propagación, de cada acción, se consiga corregir el desajuste de las variables de contexto [GAD 04-2] [GAD 01-3] [GAD 00-3].

En los sistemas de Control Borroso Clásico, dada la inherente dificultad para ajustar adecuadamente el valor dado a las variables de operación, es frecuente que se produzca un proceso de oscilación en el valor tomado por las variables de contexto, alcanzando unas veces valores por defecto y otras por exceso, respecto al valor deseado.

El segundo problema, estará asociado a la aparición de oscilaciones en el proceso de control. Para evitar este problema, puede ser interesante tener en cuenta la información sobre el estado de las variables de contexto, no sólo en el último intervalo de muestreo, sino también en intervalos anteriores, para así poder obtener una métrica que tome valores medios, calculados en un periodo de observación, y de esta manera se consiga evitar la presencia de grandes oscilaciones, en los valores futuros de las mencionadas variables de contexto.

Para conseguir este objetivo, se propone la utilización del Controlador Borroso, basado en Reglas Temporales, presentado por Barro [BAR 94]. Este modelo permite explícitamente incorporar el tiempo como una variable, debido a que la evolución de las variables de contexto en el tiempo pueden ser tenidas en cuenta a la hora de realizar la inferencia.

Aplicando este controlador, es posible obtener valores de las variables de operación, que se adapten a diferentes circunstancias, evitando que los valores tomados por las variables de contexto se alejen demasiado de sus metas, a la vez que grandes oscilaciones en dichos valores.

Para evitar el primero de los problemas expuesto, se propone añadir al formado de las reglas, definidas en el Controlador Borroso basado en Reglas Temporales, un consecuente temporal ligado a cada variable de operación, cuyo objetivo se centra en permitir programar acciones diferidas en el tiempo, de manera que sea posible actuar sobre el sistema a controlar, antes que finalice el intervalo de actualización, para así poder corregir los desajuste de las variables de contexto y por tanto aumentar la velocidad con la que se alcanza los objetivos marcados.

Esta solución presenta como inconveniente, la necesidad de ajustar correctamente el instante en el que se sitúa la acción retrasada. Derivándose dicha inconveniencia, de que a medida que el retraso impuesto a la acción de control aumenta, mayor es el número de acciones externas que pueden suceder, así como mayor es el número de reglas que pueden dispararse en ese intervalo. Estas acciones externas y reglas disparadas pueden tener como efecto secundario el desplazar en el tiempo el instante en el que se produce el estado indeseado que se desea corregir. Este desplazamiento será desconocido y en buena lógica proporcional al tiempo de retraso sufrido por la acción retardada. Como consecuencia de lo anterior se observa una disminución en la probabilidad de ubicar correctamente la acción de control en los instantes en los que se presenta el estado indeseado.

Para salvar este problema una buena solución, que ha sido implementada en los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos, puede consistir en aumentar el intervalo de actuación temporal de la acción correctora, sin aumentar su influencia global sobre el sistema. Efecto que se consigue deformando los conjuntos borrosos temporales, aumentando su base y disminuyendo su altura, siendo su área igual a la del conjunto borroso original. Propuesta que se traduce en una pérdida de certeza en la ubicación temporal de las actuaciones de control, que aumentará a medida que crece el tiempo que separa la observación del sistema y la acción programada para su control.

Con esta estrategia, también empleada en los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, se pretende renunciar a que la acción de control programada, con una probabilidad baja tenga una efectividad alta, en beneficio de que, con una probabilidad alta, se aplique con una efectividad razonable.

Ejemplo de aplicación.

Para justificar la utilidad de la aplicación, de los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos frente a Controladores Borrosos Basados en Reglas Temporales, en el apartado 5.8 se presenta la integración de un Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido Evolutivo en una estrategia de encaminamiento adaptativa.

3.7. Conclusión.

A modo de resumen se presentan dos cuadros comparativos, en los que se sintetizan las diferencias y similitudes de los elementos básicos que caracterizan cada uno de los controladores presentados.

	Controlado Borroso Clásicos	Controlador Borroso Basado en Reglas Temporales	Controlador Borroso Temporal	Controlador Borroso Temporal Difuminado	Controlador Borroso Basado en Reglas Temporales Híbrido
Base de reglas (formato)	R_i : if x_1 is A_{1i} and ... and x_m is A_{mi} then y is B_i	R_i : if x_1 is A_{1i} for Q_{1i} of T_{1i} and ... and x_m is A_{mi} for Q_{mi} of T_{mi} then y is B_i	R_i : if x_1 is A_{1i} and ... and x_m is A_{mi} then y is B_i , while t is C_i	R_i : if x_1 is A_{1i} and ... and x_m is A_{mi} then y is B_i , while t is C_i	R_i : if x_1 is A_{1i} for Q_{1i} of T_{1i} and ... and x_m is A_{mi} for Q_{mi} of T_{mi} then y is B_i , while t is C_i
Base de datos (contenido)	<ul style="list-style-type: none"> • Variables en antecedente y consecuente, funciones de pertenencia asociadas. 	<ul style="list-style-type: none"> • Variables en antecedente y consecuente, funciones de pertenencia asociadas. 	<ul style="list-style-type: none"> • Variables en antecedente y consecuente, funciones de pertenencia asociadas. 	<ul style="list-style-type: none"> • Variables en antecedente y consecuente, funciones de pertenencia asociadas. 	<ul style="list-style-type: none"> • Variables en antecedente y consecuente, funciones de pertenencia asociadas.
		<ul style="list-style-type: none"> • Referencia temporal (T_{ij}) y funciones de pertenencia asociadas. • Cuantificador borroso (Q_{ij}) y funciones de pertenencia asociadas. • Factor de escalado temporal, de una entidad temporal borrosa 	<ul style="list-style-type: none"> • Variable tiempo y funciones de pertenencia asociada. • Factor de escalado temporal, del intervalo de aplicación de las variables de operación. 	<ul style="list-style-type: none"> • Variable tiempo y funciones de pertenencia asociada. • Factor de escalado temporal, del intervalo de aplicación de las variables de operación. 	<ul style="list-style-type: none"> • Referencia temporal (T_{ij}) y funciones de pertenencia asociadas. • Cuantificador borroso (Q_{ij}) y funciones de pertenencia asociadas. • Factor de escalado temporal, de una entidad temporal borrosa
				<ul style="list-style-type: none"> • Parámetros de Difuminación: a, b, c. 	<ul style="list-style-type: none"> • Parámetros de Difuminación: a, b, c.

Cuadro 3.1. Similitudes y diferencias en Base de Conocimiento, para distintos Controladores Borrosos.

	Controlado Borroso Clásicos	Controlador Borroso Basado en Reglas Temporales	Controlador Borroso Temporal	Controlador Borroso Temporal Difuminado	Controlador Borroso Basado en Reglas Temporales Híbrido
Estrategia de razonamiento:	1. Cálculo de la función de pertenencia del CB inducido por cada regla.	1. Cálculo del grado de verificación (GDV) de cada proposición. 2. Cálculo del grado de verificación (GDV) de cada regla. 3. Cálculo de la función de pertenencia del CB inducido por cada regla.	1. Cálculo de la función de pertenencia del CB inducido por cada regla.	1. Cálculo de la función de pertenencia del CB inducido por cada regla.	1. Cálculo del grado de verificación (GDV) de cada proposición. 2. Cálculo del grado de verificación (GDV) de cada regla. 3. Cálculo de la función de pertenencia del CB inducido por cada regla.
	2. Proceso de inferencia: • Composición CCBB de salida: método B-FITA. • Operador de defuzzificación: centro de gravedad.		2. Generación componentes contributivas.	2. Transformación no lineal del tiempo. 3. Generación de CCBB temporales transformados.	4. Transformación no lineal del tiempo. 5. Generación de CCBB temporales transformados.
		4. Proceso de inferencia: • Composición CCBB de salida: método B-FITA. • Operador de defuzzificación: centro de gravedad.	3. Proceso de inferencia: • Composición CCBB de salida: método B-FITA. • Operador de defuzzificación: centro de gravedad.	4. Generación componentes contributivas.	6. Generación componentes contributivas.
				5. Proceso de inferencia: • Composición CCBB de salida: método B-FITA. • Operador de defuzzificación: centro de gravedad.	7. Proceso de inferencia: • Composición CCBB de salida: método B-FITA. • Operador de defuzzificación: centro de gravedad.
Estructura:	Genérica para controlador borroso.	Genérica para controlador borroso.	Genérica para controlador borroso.	Genérica para controlador borroso.	Genérica para controlador borroso.

Cuadro 3.2. Similitudes y diferencias en estrategia de razonamiento y estructura, para distintos Controladores Borrosos.

Capítulo IV:

ALGORITMOS GENÉTICOS DIRIGIDOS.

4. ALGORITMOS GENÉTICOS DIRIGIDOS.

4.1. Introducción.

En este capítulo, se presenta las aportaciones que esta tesis introduce en el campo del aprendizaje genético. Tras haber realizado el estudio y caracterización de los sistemas de control borroso clásico y de los algoritmos de aprendizaje genético, expuestos en el Estado del Arte, así como de las aportaciones en el ámbito del control borroso temporal, descritas en Capítulo III, se propone aquí una nueva estrategia de aprendizaje genético denominadas “Algoritmos Genéticos Dirigidos”. El objeto de esta propuesta no es otro que intentar solventar los inconvenientes que, las técnicas de aprendizaje genético clásico, presentan en su aplicación al Control Borroso Temporal.

El estudio, de estos nuevos algoritmos de aprendizaje evolutivo, se centrará en la descripción de sus características básicas; a saber:

- a) La representación genética de la información, codificación de las bases de conocimiento.
- b) Los operadores de evolución.

A fin de justificar la conveniencia de proponer un nuevo algoritmo de aprendizaje genético:

- a) En el apartado 4.2.1., en primer lugar, se realizará la descripción de las características de la técnica de codificación y los operadores genéticos empleados para implementar los Algoritmos Genéticos, como mecanismo de adquisición del conocimiento necesario para el correcto funcionamiento de un Controlador Borroso Clásico. En segundo lugar se describe el procedimiento experimental ideado para evaluar la efectividad con que se produce el aprendizaje en el marco de los Controladores Borrosos, exponiendo posteriormente los resultados experimentales obtenidos. Por último se identifican los problemas observados en la aplicación de los Algoritmos Genéticos a los Controladores Borrosos Temporales y Controladores Borrosos Temporales Difuminados.
- b) En los apartados 4.2.2. y 4.2.3., se presentan los “Algoritmos Genéticos Dirigidos”, como solución a los problemas de aprendizaje detectados en el aprendizaje genético clásico, en Controladores Borrosos Temporales y Difuminados respectivamente. En su descripción se detallan las características relativas a la técnica de codificación y los operadores genéticos empleados para su implementación.

- c) En el apartado 4.2.4., a título de ejemplo, se describe un procedimiento experimental propuesto para verificar la eficiencia de estos Algoritmos Genéticos Dirigidos, en diversos entornos de utilización, al tiempo que se presentan los resultados obtenidos en la aplicación a un sistema de control clásico. Los mencionados entornos son:
 - 1. En ambiente sin ruido.
 - 2. En ambiente ruidoso.
 - 3. En ambiente no ruidoso, con sensores ruidosos.
- d) En el apartado 4.3.1., en primer lugar, se realizará la descripción de las características de la técnica de codificación y los operadores genéticos empleados para implementar los Algoritmos Genéticos como mecanismo de adquisición del conocimiento para un Controlador Borroso basado en Reglas Temporales. En segundo lugar se describe los problemas identificados en la aplicación de los Algoritmos Genéticos a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.
- e) En el apartado 4.3.2. se presentan los Algoritmos Genéticos Dirigidos, como solución a las deficiencias detectadas en el apartado anterior, particularizando la técnica de codificación y los operadores genéticos en ellos empleados, a fin de mejorar el aprendizaje en Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.

4.2. Estudio del efecto de los Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos, Controladores Borrosos Temporales y Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

4.2.1. Algoritmos Genéticos aplicados a Controladores Borrosos.

Tal como se ha expuesto en el apartado 2.4.8., en esta tesis se propone la utilización de Algoritmos Genéticos, como mecanismo de aprendizaje para la adquisición del conocimiento necesario para el correcto funcionamiento de los Controladores Borrosos, siendo el enfoque elegido el de Pittsburgh.

De las dos aproximaciones, desde las que se puede interpretar la estrategia de Pittsburgh, se ha elegido aquella en la que cada individuo representa una base de conocimiento, compuesta por una base de reglas y la base de datos. Por tanto la evolución se desarrolla por medio de operadores genéticos que trabajarán con las bases de conocimiento.

En el esquema típico de este enfoque, se pueden distinguir los siguientes elementos:

a) Población de bases de conocimiento:

El sistema de aprendizaje trabaja con un conjunto de posibles soluciones al problema, en este caso cada posible solución es una base de conocimiento.

b) Sistema de evaluación:

Las bases de conocimiento serán evaluadas de forma independiente, para ello cada base de conocimiento se aplicará al entorno provocando realimentaciones que llegarán al "Sistema de evaluación", que analizará el comportamiento de la base de conocimiento.

c) Sistema para descubrir bases de conocimiento:

Una vez que todas las bases de conocimiento, que componen la población, han sido evaluadas, se realiza un proceso de búsqueda de nuevas bases de conocimiento. Esta tarea es realizada por el "Sistema para descubrir bases de conocimiento", que generará una nueva población, aplicando un conjunto de operadores genéticos o evolutivos sobre la población previa.

4.2.1.1. Estructura de las bases de conocimiento.

La representación genética usada en los Algoritmos Genéticos, que siguen el enfoque de Pittsburg, debe incluir un número elevado de parámetros para definir la base de conocimiento. El número de parámetros considerados, en el proceso de búsqueda genética, condicionan el tamaño y las propiedades del espacio de búsqueda, lo que trasciende en la complejidad y viabilidad del proceso de optimización.

Teniendo en cuenta que existe una relación clara entre el código empleado y la amplitud del espacio de búsqueda, se tiende al uso de códigos que reduzcan la dimensión del espacio de búsqueda. Por ello el método empleado para reducir la amplitud del espacio de búsqueda, consiste en incluir, en el código, sólo algunos de los componentes de la base de conocimiento, intentando mantener el nivel de precisión lo más alto posible. A tal fin y debido a la fuerte correlación existente en la información aportada por las funciones de pertenencia y de escalado, se opta por ceñir el aprendizaje a la base de reglas y las funciones de pertenencia [PAR 94].

A la hora de codificar las mencionadas componentes de la base de conocimiento, se ha elegido el esquema de codificación propuesto por Magdalena y Monasterio [MAG 95-1] [MAG 95-2] [MAG 97-4], para la codificación de bases de conocimiento,

utilizando un genoma multicromosoma, que utiliza un código híbrido, en el que se combinan la representación binaria y la real [MAG 97-4].

Según este esquema la base de conocimiento posee dos componentes:

- a) La base de datos, particularizada para nuestro entorno de aplicación, contiene:
 1. Un conjunto de parámetros propios del controlador.
 2. Un conjunto de definiciones de funciones de pertenencia, relativas a las variables de entrada y salida del controlador.
- b) La base de reglas, que contiene el conjunto de reglas de control, que regirá el comportamiento del Controlador Lógico Borroso.

La dimensión del sistema vendrá definida por los siguientes parámetros:

- a) En el caso de los Controladores Borrosos Clásicos:
 1. El número de variables de entrada (N).
 2. El número de variables de salida (M).
 3. El número de etiquetas lingüísticas asociadas con cada miembro del conjunto de variables de entrada ($n = \{n_1, \dots, n_N\}$) y de salida ($m = \{m_1, \dots, m_M\}$).
- b) En el caso de los Controladores Borrosos Temporales y Difuminados:

Además de los parámetros anteriores, se incluye el número de etiquetas lingüísticas asociadas a la variable *tiempo*.

En la codificación de la base de datos, son dos los elementos que hay que codificar:

- a) Los parámetros propios del Controlador Lógico Borroso.
 1. Para los Controladores Borrosos Clásicos.

Se refiere al número de variables de entrada y salida, al número de grupos, así como a la evaluación asignada a la base de conocimiento. Por grupo de reglas se entiende el conjunto de reglas caracterizado por presentar en su consecuente la misma variable de operación.

Para la codificación de estos parámetros se emplearán tres números enteros y un número real.

2. Para los Controladores Borrosos Temporales.

Además incluye el Parámetro Temporal “ T ”.

Se refiere al factor de escalado temporal del intervalo de aplicación de las variables de operación.

Para su codificación se utilizará un número entero.

3. Para los Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

Incorpora, a los anteriores, los Parámetros de Difuminación “ a ”, “ b ” y “ c ”. Que serán codificados mediante tres números reales.

b) Las funciones de pertenencia.

El conjunto de funciones de pertenencia contiene sus definiciones para los “ L ” conjuntos borrosos.

En el caso de los Controladores Borrosos Clásicos el valor de “ L ” es obtenido según muestra las siguientes ecuaciones:

$$L_a = \sum_{i=1}^N n_i, \quad L_c = \sum_{j=1}^M m_j; \\ L = L_a + L_c \quad (4.1.)$$

Siendo:

“ n_i ”: el número de etiquetas lingüísticas asociadas a la i -ésima variable de entrada.

“ m_j ”: el número de etiquetas lingüísticas asociadas a la j -ésima variable de salida.

Este conjunto de funciones, se representa mediante un array de $L \times 4$ números reales, comprendidos en el intervalo $[-1,1]$. Cada fila del array contendrá cuatro parámetros, que describen un conjunto borroso trapezoidal. Para su codificación se puede realizar una cadena de filas, mediante la concatenación de las filas del array.

En el caso de los Controladores Borrosos Temporales y Difuminados, el valor de L es obtenido a partir de las siguientes ecuaciones:

$$L_a = \sum_{i=1}^N n_i, \quad L_c = \sum_{j=1}^M m_j ;$$

$$L = L_a + L_c + L_t \quad (4.2.)$$

Siendo:

“ L_t ”: el número de etiquetas lingüísticas asociadas a la variable temporal.

Las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos temporales, se representa mediante un array de $L_t \times 3$ números reales, comprendidos en el intervalo $[-1, 1]$. Cada fila del array contendrá tres parámetros, que describen un conjunto borroso triangular. Para su codificación se puede realizar una cadena de filas, mediante la concatenación de las filas del array.

Para la definición de las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos de la variable temporal se ha elegido forma triangular frente a la trapezoidal empleada para las variables de contexto y operación. En esencia ambos tipo de funciones de pertenencia (triangular y trapezoidal) son semejantes, la principal diferencia radica que en el caso de la función trapezoidal el grado de pertenencia puede tomar valor la unidad en varios puntos, frente a la triangular en el que la unidad solamente es alcanzada en un único punto.

En la codificación de la base de reglas, son las reglas los elementos a codificar.

Las estructura genérica de las reglas es la siguiente:

a) Para Controladores Borrosos Clásicos:

If x_i is C_{io} and and x_k is C_{kp} then y_j is D_{jq} and And y_l is D_{lr}

b) Para Controladores Borrosos Temporales y Difuminados:

If x_i is C_{io} and and x_k is C_{kp} then y_j is D_{jq} while t_j is F_{js} and

... And y_l is D_{lr} while t_l is F_{lt}

Donde “ x_i ” es una variable de entrada, “ C_{io} ” es un conjunto borroso asociado a esta variable ($0 \leq n_i$), “ y_j ” es una variable de salida y “ D_{jq} ” es un conjunto borroso asociado a esta variable ($q \leq m_j$). “ F_{ij} ” es un conjunto borroso correspondientes a la variable temporal.

Si bien para facilitar su codificación y posterior actuación de los operadores de evaluación, cada una de ellas se descompone en un conjunto de reglas, con el siguiente formato:

a) Para Controladores Borrosos Clásicos:

If x_i is C_{i0} and and x_k is C_{kp} then y_j is D_{jq}

.....

If x_i is C_{i0} and and x_k is C_{kp} then y_l is D_{lr}

b) Para Controladores Borrosos Temporales y Difuminados:

If x_i is C_{i0} and and x_k is C_{kp} then y_j is D_{jq} while t_j is F_{js}

.....

If x_i is C_{i0} and and x_k is C_{kp} then y_l is D_{lr} while t_l is F_{lt}

Cada una de ellas se caracteriza a por que en su consecuente incluye una variable de operación distinta, y por tanto cada una pertenece a un grupo de reglas distinto.

En la codificación de la base de reglas:

a) Para Controladores Borrosos Clásicos.

Cada regla del sistema está codificada por dos cadenas de bits: una de longitud " L_a " para el antecedente (con un bit para cada etiqueta lingüística relacionada con cada variable de entrada) y otra de longitud " L_c " para el consecuente. Para codificar el antecedente se comienza con una cadena de " L_a " bits todos ellos con un valor inicial puesto a cero. Si el antecedente de una regla contiene un entrada borrosa del tipo x_i is C_{ij} , un 1 sustituirá a un 0 en una determinada posición (p) de la cadena:

$$p = j + \sum_{k=1}^{i-1} n_k \quad (4.3.)$$

Este proceso se repetirá para cada una de las variables de entrada de la regla. El proceso de codificación del consecuente es similar al que se acaba de describir, remplazando " n " por " m ".

b) Para Controladores Borrosos Temporales.

Cada regla del sistema está codificada por tres cadenas de bits: una de longitud " L_a " para el antecedente (con un bit para cada etiqueta lingüística relacionada con cada variable de entrada), otra de longitud " L_c " para el consecuente y otra de longitud " L_t " para el consecuente temporal.

c) Para Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

La codificación de las reglas es idéntica a la detallada para los Controladores Borrosos Temporales.

El código que refleja el contenido de la base de conocimiento, puede resumirse en los siguientes puntos:

a) Para Controladores Borrosos Clásicos:

1. Una cadena de (2) números enteros que informa del número de variables y de grupos definidos en la base de conocimiento y un número real que informa de la evaluación que le ha sido asignada, estos elementos se identifican como parámetros de la base de datos.
2. Una cadena de $(L_a + L_c) \times 4$ números reales, reflejando las funciones de pertenencia de cada uno de los conjuntos borrosos definidos.
3. Una cadena de hasta " L_r " reglas, en la que cada regla es a su vez una cadena de $(L_a + L_c)$ bits.

b) Para Controladores Borrosos Temporales.

1. A la cadena que codifica los aludidos "parámetros de la base de datos" se le añade un número entero que codifica el Parámetro Temporal " T ".
2. A la cadena que codifica las funciones de pertenencia de cada uno de los conjuntos borrosos definidos para las variables de contexto y operación se le añade una cadena de $(L_t \times 3)$ números reales para codificar las funciones de pertenencia de los conjuntos borroso temporales.
3. A la cadena, que codifica cada una de las " L_r " reglas de la base, se le añade " L_t " bits (la longitud total de la cadena será de $L_a + L_c + L_t$ bits).

c) Para Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

A las modificaciones incorporadas en los Controladores Borrosos Temporales, sólo se le añade, en la cadena que codifica los aludidos "parámetros de la base de datos", tres números reales que se refieren a los Parámetros de Difuminación " a ", " b " y " c ".

4.2.1.2. Obtención de las bases de conocimiento.

En primer lugar se toma como elementos de la población inicial bases de conocimiento [GOL 89] rellenas al azar, a las que se les aplica los operadores genéticos clásicos, modificados para adaptarse al esquema de codificación utilizado, con el fin de aprovechar las ventajas que presentan las estructuras empleadas.

Los operadores de evolución empleados, son:

a) Selección.

Realiza la selección de un porcentaje de individuos de la población total " $G(t)$ ", dado por una "tasa de selección". El resultado del operador da lugar a que ciertos individuos de " $G(t)$ " sean seleccionados como progenitores en base a un criterio probabilístico, definido a partir de la fuerza de cada individuo. Siguiendo el método clásico, el de la Ruleta, una mayor fuerza queda asociada con un mayor número de copias en el conjunto de reproductores, de manera que los individuos pueden resultar repetidos en el proceso de selección. En este algoritmo, la probabilidad de elegir a un individuo es proporcional a su fuerza.

b) Entrecruzamiento.

Se puede distinguir dos tipos de operadores de cruce:

1. Entrecruzamiento de bases.

El número de entrecruzamientos a realizar se calcula a partir de la "tasa de entrecruzamiento de bases". En cada entrecruzamiento toman parte dos bases de las ya seleccionadas (x_1, x_2):

$$\begin{aligned}x_1 &= (gr_1, d_1) \\x_2 &= (gr_2, d_2)\end{aligned}\quad (4.4.)$$

Siendo:

$$\begin{aligned}gr_1 &= \{gr_{11}, \dots, gr_{1n}\} \\gr_2 &= \{gr_{21}, \dots, gr_{2n}\}\end{aligned}\quad (4.5.)$$

$$\begin{aligned}d_1 &= (v_1, p_1) \\d_2 &= (v_2, p_2)\end{aligned}\quad (4.6.)$$

$$\begin{aligned}v_1 &= \{v_{11}, \dots, v_{1s}\} \\v_2 &= \{v_{21}, \dots, v_{2t}\}\end{aligned}\quad (4.7.)$$

$$\begin{aligned}p_1 &= \{p_{11}, \dots, p_{1h}\} \\p_2 &= \{p_{21}, \dots, p_{2h}\}\end{aligned}\quad (4.8.)$$

Donde:

" gr_{ij} ": se refiere a un grupo de reglas del conjunto que forma la base de reglas.

“ v_{ij} ”: se refiere a la definición, de las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos, de las variables tanto de contexto como de operación.

“ p_{ij} ”: se refiere a un parámetro característico de la base de datos.

El entrecruzamiento de las dos bases padre darán lugar a dos bases hijas (X_u, X_v):

$$\begin{aligned} X_u &= (gr_u, d_u) \\ X_v &= (gr_v, d_v) \end{aligned} \quad (4.9.)$$

Para cada uno de sus grupos de reglas (gr), el contenido completo, en reglas, de cada grupo de las bases de conocimiento padres, se asigna aleatoriamente a las bases de conocimiento hijas.

De manera que existirán 2^n combinaciones posibles, para generar las bases de reglas hijas:

$$\begin{aligned} gr_u &= \{gr_{i1}, \dots, gr_{in}\} \\ gr_v &= \{gr_{j1}, \dots, gr_{jn}\} \end{aligned} \quad (4.10.)$$

Para cada grupo de reglas se elige aleatoriamente un valor aleatorio del subíndice “ r ”, donde se debe cumplir que “ r ” puede tomar valor 1 ó 2 y además ($i + j = 3$).

Con la asignación de cada grupo de reglas a cada hijo, hay que llevarse la definición que en el padre se hace de las variables (v) que intervienen en el grupo de reglas, siempre y cuando dicha variable no haya aparecido en otro grupo de reglas que haya sido asignado previamente a ese hijo.

Por tanto las inclusión de las variables de las bases padres en el conjunto de variables de las bases hijas, se obtendrán mediante un proceso iterativo, que consta de los siguientes pasos:

1. Paso 0.

$$\begin{aligned} v_u &= \{\} \\ v_v &= \{\} \end{aligned} \quad (4.11.)$$

2. Paso 1 (iteración).

Repetir para $1 \leq p \leq n$

$$\begin{aligned} v_u &= v_u + (v_{gr_{ip}} - v_u) \\ v_v &= v_v + (v_{gr_{jp}} - v_v) \end{aligned} \quad (4.12.)$$

“ $v_{gr\ ip}$ ” se refiere al conjunto de variables que aparecen en las reglas de un grupo. Al incluir cada variable, procedente de un padre, se introduce, en la definición de las variables del hijo, las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos, que en el padre se hacía.

Al mismo tiempo los parámetros contenidos en cada padres se asignan aleatoriamente a los hijos. Siendo las combinaciones posibles, las siguientes:

Opción 1:

$$\begin{aligned} p_u &= \{ p_{11}, \dots, p_{1h} \} \\ p_v &= \{ p_{21}, \dots, p_{2h} \} \end{aligned} \quad (4.13.)$$

Opción 2:

$$\begin{aligned} p_u &= \{ p_{21}, \dots, p_{2h} \} \\ p_v &= \{ p_{11}, \dots, p_{1h} \} \end{aligned} \quad (4.14.)$$

Obteniéndose dos bases de conocimiento cuyos grupos de reglas y definiciones de variables y parámetros proceden aleatoriamente de sus padres.

$$\begin{aligned} x_u &= (gr_u, d_u) \\ x_v &= (gr_v, d_v) \end{aligned} \quad (4.15.)$$

Donde:

$$\begin{aligned} d_u &= (v_u, p_u) \\ d_v &= (v_v, p_v) \end{aligned} \quad (4.16.)$$

2. Entrecruzamiento de grupos.

El número de entrecruzamientos a realizar se calcula a partir de la “tasa de entrecruzamiento de grupos”. Este operador de cruce da lugar a la combinación de las bases de datos y grupos de reglas de dos progenitores (x_1, x_2):

$$\begin{aligned} x_1 &= (gr_1, d_1) \\ x_2 &= (gr_2, d_2) \end{aligned} \quad (4.17.)$$

Donde las definiciones de “ gr_{ij} ” “ v_{ij} ” y “ p_{ij} ” son idénticas a las expuesta en el apartado anterior.

Para generar dos nuevas bases de conocimiento (x_u, x_v).

El proceso de cruce se inicia por las bases de reglas. Para cada entrecruzamiento se elige, al azar, un grupo de reglas, de cada una de las dos bases elegidas aleatoriamente, que actúa sobre la misma variable de operación.

$$\begin{aligned} gr_1 &= \{ gr_{11}, \dots, gr_{1p} \} \\ gr_2 &= \{ gr_{21}, \dots, gr_{2p} \} \end{aligned} \quad (4.18.)$$

Se supone que es elegido el grupo "f", que en la base primera tiene "n" reglas y en la segunda "m":

$$\begin{aligned} gr_{1f} &= \{ r_{11}, \dots, r_{1n} \} \\ gr_{2f} &= \{ r_{21}, \dots, r_{2m} \} \end{aligned} \quad (4.19.)$$

Se elige un numero "i" al azar entre 1 y "n" y otro "j" entre 1 y "m".

$$\begin{aligned} gr_{1f} &= \{ r_{11}, \dots, r_{1i} / r_{1i+1}, \dots, r_{1n} \} \\ gr_{2f} &= \{ r_{21}, \dots, r_{2j} / r_{2j+1}, \dots, r_{2m} \} \end{aligned} \quad (4.20.)$$

Se formará un grupo con las "i" primeras reglas del primer grupo y las "j+1" a la "m" del segundo así como otro grupo con las "j" primeras del segundo grupo y las últimas "i+1" a la "n" del primero. Asignándose los nuevos grupos formados a los dos nuevos hijos.

$$\begin{aligned} gr_{uf} &= \{ r_{11}, \dots, r_{1i} / r_{2j+1}, \dots, r_{2m} \} \\ gr_{vf} &= \{ r_{21}, \dots, r_{2j} / r_{1i+1}, \dots, r_{1n} \} \end{aligned} \quad (4.21.)$$

Posteriormente se toma en consideración las bases de datos padres:

$$\begin{aligned} d_1 &= (v_1, p_1) \\ d_2 &= (v_2, p_2) \end{aligned} \quad (4.22.)$$

Tomándose la definición de los conjuntos borrosos de las variables de sus padres:

$$\begin{aligned} v_1 &= \{ v_{11}, \dots, v_{1s} \} \\ v_2 &= \{ v_{21}, \dots, v_{2t} \} \end{aligned} \quad (4.23.)$$

y de sus parámetros:

$$\begin{aligned} p_1 &= \{ p_{11}, \dots, p_{1h} \} \\ p_2 &= \{ p_{21}, \dots, p_{2h} \} \end{aligned} \quad (4.24.)$$

Se generarán las bases de datos hijas:

En la base de datos "d_u", a la definición de funciones pertenencia de los conjuntos borrosos de las variables que aparecen en la base "d_f" se le

añaden las definiciones de conjuntos borrosos (procedentes de “ d_2 ”) ligados a nuevas variables que no aparecían en las reglas heredadas del grupo 1.

$$v_u = v_1 + \{v_2 - v_1\} \quad (4.25.)$$

En la base de datos “ d_v ”, a la definición de funciones pertenencia de los conjuntos borrosos de las variables que aparecen en la base “ d_2 ” se le añaden las definiciones de conjuntos borrosos (procedentes de “ d_1 ”) ligados a nuevas variables que no aparecían en las reglas heredadas del grupo 2.

$$v_v = v_2 + \{v_1 - v_2\} \quad (4.26.)$$

$$\begin{aligned} d_u &= (v_u, p_1) \\ d_v &= (v_v, p_2) \end{aligned} \quad (4.27.)$$

Siendo las nuevas bases de conocimientos hija:

$$\begin{aligned} x_u &= (gr_u, d_u) \\ x_v &= (gr_v, d_v) \end{aligned} \quad (4.28.)$$

c) Mutación: Se utilizan 3 tipos de mutaciones.

1. Mutación de puntos.

El número total de mutaciones de este tipo se calcula a partir de la “tasa de mutación de puntos”. Para cada mutación se selecciona al azar una base de conocimiento de la descendencia (base de conocimiento hija) y un conjunto borroso de cualquiera de las variables que están definidas en la base de conocimiento. La mutación consiste en mover aleatoriamente los puntos que definen el conjunto borroso seleccionado. Se impone la restricción de que la variación de los puntos se haga dentro de un determinado intervalo establecido por los puntos adyacentes.

2. Mutación de conjuntos borrosos.

El número total de estas mutaciones se obtiene a partir de la “tasa de mutación de conjuntos borrosos”. Para cada mutación se selecciona al azar una base de conocimiento de la descendencia y un conjunto borroso de una variable que aparece en una regla de cualquiera de los grupos que forman la base, cambiándolo por otro conjunto borroso de esa misma variable, generando una nueva regla que refleja un nuevo estado del sistema, caracterizado por las mismas variables y la sustitución de un conjunto borroso ligado a una variable.

3. Mutación de variables en las reglas.

Su número se obtiene a partir de la “tasa de mutación de variables” . Para cada mutación se selecciona al azar una base de conocimiento de la descendencia y una variable del antecedente de una regla de cualquiera de los grupos de la base, cambiando dicha variable por otra, generando una nueva regla ligada a un nuevo estado del sistema, caracterizado por la sustitución de una variable de contexto por otra.

d) Sustitución.

Una vez generados los nuevos individuos tienen que ser introducidos en la población.

A tal fin se realiza el siguiente proceso, consistente en seleccionar y extraer, (en nuestro caso, mediante el algoritmo de la ruleta) un individuo de la descendencia (proporcional a su fuerza), posteriormente se selecciona, aplicando la ruleta inversa (inversamente proporcional a su fuerza), un individuo de la población y se comparan sus fuerzas, si el nuevo individuo (procedente de la descendencia) está más adaptado se introduce en la población, eliminando al elegido preexistente, en caso contrario no se hace nada. Proceso que se repetirá tantas veces como nuevos individuos haya en la descendencia.

Previo a la realización de este algoritmo es necesario calcular la “bondad” de los nuevos individuos generados.

Se ha optado por una sustitución elitista a fin de evitar que los hijos puedan sustituir a padres buenos, comprobándose en los resultados experimentales que ésta solución aumenta considerablemente la rapidez de aprendizaje del sistema.

Los mencionados operadores son comunes a los Algoritmos Genéticos aplicados a Controladores Lógico Borrosos, en general. Si bien es necesario detallar las particularizaciones realizadas para su aplicación a las distintas variantes de éstos, Así:

a) Para Controladores Borrosos Clásicos.

En este tipo de Controlador la base de conocimiento carece, en su contenido, de parámetros propios, por tanto los operadores de entrecruzamiento y mutación no los tendrán en consideración.

b) Para Controladores Borrosos Temporales.

Tanto en el entrecruzamiento de bases como de grupos, el entrecruzamiento de los parámetros contenidos en la base de conocimiento se limita al Parámetro Temporal “*T*”.

Además de los operadores genéticos de mutación, incluidos en los Controladores Borrosos Clásicos, se incluye el de mutación del Parámetro Temporal.

El número de estas mutaciones se obtiene a partir de la “tasa de mutación de parámetros”. Para cada mutación se elige aleatoriamente una base de conocimiento de la descendencia, modificándose, en ella, el mencionado parámetro dentro de sus límites permitidos, de forma aleatoria.

c) Para Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

Tanto en el entrecruzamiento de bases como de grupos, el entrecruzamiento de los parámetros contenidos en la base de conocimiento se refiere al Parámetro Temporal “*T*”, y los Parámetros de Difuminación “*a*”, “*b*” y “*c*”.

Además de los operadores genéticos, incluidos en los Controladores Borrosos Clásicos, se incluyen el de:

1. Mutación del Parámetro Temporal.
2. Mutación de los Parámetros de Difuminación.

Su número se obtiene a partir de la “tasa de mutación de parámetros”. Para cada mutación se elige aleatoriamente tres bases de conocimiento de la descendencia, una para cada parámetro, “*a*”, “*b*” y “*c*”. Modificándose aleatoriamente, en cada una de ellas, el correspondiente parámetro dentro de sus límites permitidos.

4.2.1.3. Descripción del procedimiento experimental propuesto para el estudio.

Para la obtención de resultados experimentales, se toma como sistema a controlar el péndulo invertido montado sobre el carrito. Con el fin de intentar cubrir una cantidad de situaciones iniciales, suficientemente representativas, para dar una evaluación fiel del comportamiento de la base de conocimiento evaluada, se hace correr el experimento desde 16 posiciones distintas, definidas por diferentes valores de las variables de contexto.

Par la obtención de una buena base de conocimiento se aplica un proceso genético, tal como se ha expuesto en los apartados anteriores, partiendo de una población inicial formada por 20 bases de conocimiento, elegidas al azar, que han sido sometidas a 1000 generaciones, con las siguientes tasas:

- a) De selección: 60 %.

- b) De entrecruzamiento:
 - 1. De bases: 30 %.
 - 2. De grupos: 50 %.
- c) Tasas de mutación:
 - 1. De puntos: 30 %.
 - 2. De conjuntos borrosos: 9 %.
 - 3. De variables en reglas: 5 %.
 - 4. De Parámetro Temporal: 5 %.
 - 5. De Parámetros de Difuminación: 5 %.

Para la evaluación de los individuos generados se acude a una estrategia basada en conocimiento, que toma como referencia los objetivos que se pretenden alcanzar en el sistema a controlar. Así en cada inferencia el valor tomado por las variables de contexto se compara con los valores objetivos a alcanzar, generándose por un sistema borroso una medida instantánea de bondad. En la base de conocimiento del sistema borroso de evaluación (“base de conocimiento experta de evaluación”) se almacena el conocimiento que liga los estados que puede tomar el sistema con la mayor o menor bondad del individuo objeto de evaluación. Dicha base de conocimiento experta de evaluación, será específica para cada sistema controlado y, podrá obtenerse, mediante la contribución de un experto conocedor del sistema a controlar, o bien mediante técnicas evolutivas de adquisición de conocimiento [CAÑ 99].

Para ilustrar el proceso de evaluación se presenta la figura 4.1., en la que aparecen los dos sistemas borrosos propuestos: el de control y el de evaluación.

El proceso de evaluación deberá dar como resultado un único valor que caracterizará la “bondad” o “fuerza” de la base de conocimiento objeto de evaluación. Para generar ese valor único “ u ”, a partir de los valores instantáneos entregados por el sistema borroso de evaluación, se realiza el proceso descrito a continuación.

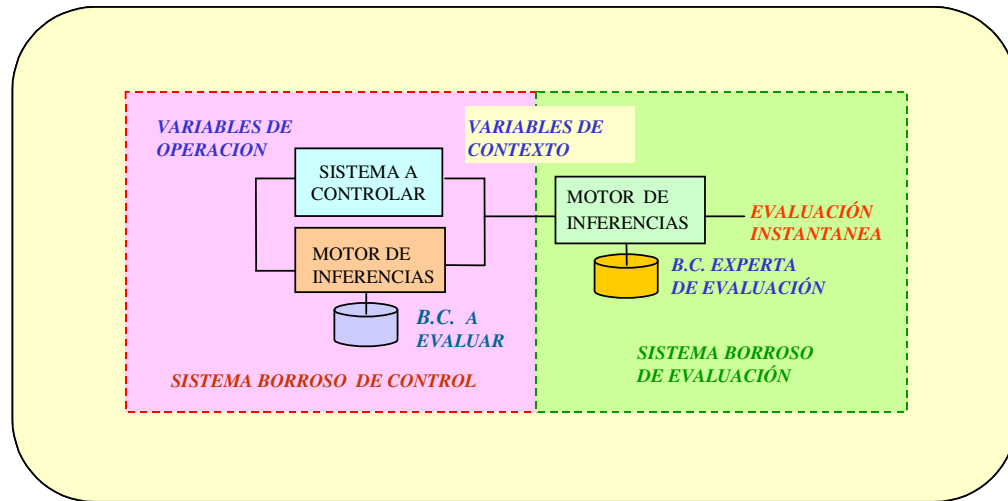


Figura 4.1. Esquema borroso de evaluación.

Para cada ensayo “ k ”, realizado desde un estado inicial distinto del sistema, se puede calcular la bondad de la base de conocimiento, para el ensayo en cuestión, con las siguientes expresiones:

$$P_k = 0.7 \cdot S_k + 0.3 \cdot C_k \quad (4.29.)$$

$$S_k = (1/N_k) \cdot \sum_{i=1}^{j_k} (i/N_k) \cdot v_{ik} \quad (4.30.)$$

$$C_k = (1/N_k) \cdot \sum_{i=1}^{j_k} f(v_{ik}, m_{e_{ik}}) \quad (4.31.)$$

Siendo:

“ S_k ”: la “evaluación media”.

“ C_k ”: la “convergencia”, que cuantifica la existencia de rizado en la secuencia de valores instantáneos de evaluación.

“ N_k ”: el número de inferencias del ensayo.

“ z_k ”: la inferencia de caída, en la que alguna de las variables de contexto se sale fuera de su rango de valores admitidos.

“ v_{ik} ”: el valor instantáneo de evaluación (obtenido en el proceso de defuzificación, en el sistema borroso de evaluación).

“ me_{ik} ” el valor de la evaluación máxima en el instante “ i ”.

“ Ncp_k ”: “no completitud”, parámetro que informa de la caída o no del sistema.

“ Mp ”: “puntuación media” de los ensayos, para los “ p ” estados de partida.

“ Cp ”: “completitud” del sistema.

$$f(v_{ik}, me_{ik}) = 1 \text{ si } v_{ik} > me_{ik} \text{ y } f(v_{ik}, me_{ik}) = 0 \text{ si } v_{ik} \leq me_{ik}$$

donde: (4.32.)

$$me_{ik} = \max(me_{(i-1)k}, v_{ik}) \quad (4.33.)$$

$$Ncp_k = 1 \text{ si } N_k \geq z_k \text{ y } Ncp_k = 0 \text{ si } N_k < z_k \quad (4.34.)$$

$$j_k = \min(N_k, z_k) \quad (4.35.)$$

$$(z_k = \infty \text{ Si el sistema no cae}) \quad (4.36.)$$

El valor único que caracteriza “bondad” de la base de datos objeto de evaluación se obtiene a partir de la siguiente expresión:

$$u = (0.7 \cdot Mp) + (0.3 \cdot Cp) \quad (4.37.)$$

Siendo:

$$Mp = (1/p) \cdot \sum_{k=1}^p S_k \quad (4.38.)$$

$$Nc = (1/p) \cdot \sum_{k=1}^p Ncp_k \quad (4.39.)$$

$$Cp = 1 - (Nc/p) \quad (4.40.)$$

Esta metodología de evaluación que no sólo tiene en cuenta la evaluación media obtenida en cada ensayo, sino también la completitud, se ha constatado en la literatura [MAG 94] [MAG 95-1] como una buena forma de evaluar el comportamiento de este tipo de sistemas.

El procedimiento genético descrito, debe aplicarse en tres situaciones diferentes, caracterizadas, cada una de ellas, por el empleo de un sistema de control borroso distinto, a saber:

- a) Control Borroso Clásico (AA.GG. FLCs).
- b) Control Borroso Temporal (AA.GG. TFLCs).
- c) Control Borroso Temporal Difuminado (AA.GG. FTFLCs).

Para así poder evaluar la eficacia de los Algoritmos Genéticos, para la obtención de una buena base de conocimiento, en cada uno de los mencionados sistemas de control.

4.2.1.4. Resultados experimentales.

Para evaluar el comportamiento del proceso de aprendizaje genético puede parecer razonable la búsqueda de un indicador (valor único) que podría tomar en consideración aspectos como:

- a) El valor final de la evaluación de la base de conocimiento de máxima puntuación.
- b) La velocidad o rapidez del aprendizaje (medida por ejemplo, como el número de generaciones que transcurren hasta que se alcanza un determinado valor umbral en la evaluación de la bases de conocimiento de máxima puntuación, o el área subtendida bajo la curva de evaluación).

Aspectos que deberían ser ponderados en función de las propiedades que se desee priorizar.

En el desarrollo de los trabajos que ha precedido a esta Tesis, no se ha marcado como objetivo la elaboración del mencionado indicador de calidad. Por ello para analizar los resultados del proceso genético (en los apartados 4.2.1., 4.2.4. y 6.4.) se recurrirá a una metodología consistente en tener en cuenta cualitativamente:

- a) El valor de la evaluación de la base de conocimiento de máxima puntuación, al final del proceso genético.
- b) El área subtendida por la curva de bondad de la base de conocimiento de máxima puntuación obtenida en cada generación.

El hecho de no disponer de un indicador único para asignar una evaluación de cada proceso de aprendizaje, no nos ha permitido aplicar un contraste paramétrico a la hora de comparar los distintos grupos de observaciones recogidas.

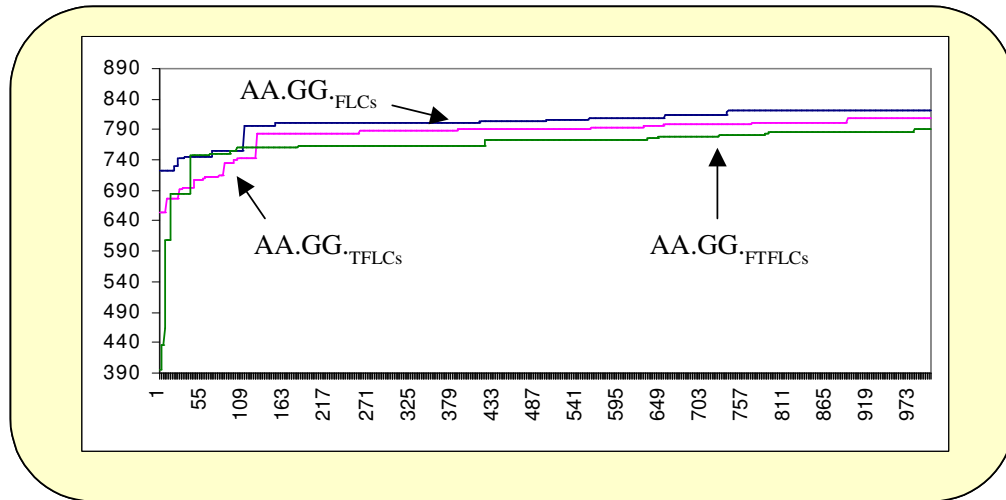


Figura 4.2. Evolución de la “bondad” $\cdot 10^3$ de la base de conocimiento obtenida aplicando AA.GG. $_{FLCS}$, AA.GG. $_{TFLCS}$ y AA.GG. $_{FTFLCS}$.

El procedimiento experimental, descrito en el apartado anterior, ha sido ejecutado en 30 ocasiones, presentándose en la siguiente figura el resultado de un experimento típico de los realizados.

En la anterior figura (4.2.) se muestra, para los tres procesos de aprendizaje genético, realizados en un experimento, la evolución de la “bondad” de la base de conocimiento de máxima evaluación obtenida, en función del número de generaciones.

Tras la observación detenida de esta gráfica se puede recalcar que:

- a) Los valores de la “bondad” de las bases de conocimiento obtenidas al finalizar el proceso de aprendizaje son:
 1. Para la base obtenida aplicando AA.GG. $_{FLCS}$: 0,822. (+ 0 %).
 2. Para la base obtenida aplicando AA.GG. $_{TFLCS}$: 0,809. (- 1,58 %).
 3. Para la base obtenida aplicando AA.GG. $_{FTFLCS}$: 0,790. (- 3,89 %).
- b) Las áreas subtendidas bajo la curva de valores de la “bondad” de las bases de conocimiento obtenidas al finalizar el proceso de aprendizaje son:
 1. Para la base obtenida aplicando AA.GG. $_{FLCS}$: 802.011 (+ 0 %).
 2. Para la base obtenida aplicando AA.GG. $_{TFLCS}$: 783.692 (- 2,28 %).

3. Para la base obtenida aplicando AA.GG. $FTFLCs$: 766.410 (- 4,44 %).

Como conclusión de los resultados presentados se puede establecer una clasificación, de los procesos de aprendizaje genético en controladores borrosos, en función de:

- a) La evaluación final de la base de conocimiento obtenida.
- b) La velocidad de aprendizaje que se alcanza en cada proceso.

De manera que, en atención a los mencionados criterios, estos procesos deberán ordenarse con la siguiente secuencia (de mayor a menor eficiencia):

- b) Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Clásicos.
- c) Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales.
- d) Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

4.2.1.5. Inconvenientes observados en la aplicación de Algoritmos Genéticos a los Controladores Borrosos Temporales y Difuminados.

Tal como se ha expuesto en el apartado 2.4.8., los parámetros considerados en el proceso de búsqueda genética condicionan el tamaño y las propiedades del espacio de búsqueda, de manera que para tamaños de genoma mayores, crece la complejidad del proceso de búsqueda y por tanto decrece la rapidez y eficacia del proceso de optimización.

De ahí que la distinta aptitud de cada uno de estos procesos genéticos se deba a las diferencias en el genoma de cada uno de ellos. Entrando en el detalle de la composición del genoma:

- a) En los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Clásicos, éste está compuesto por:
 - 1. Una cadena de (2) números enteros que informa del número de variables y de grupos definidos en la base de conocimiento, y un número real que informa de la evaluación que le ha sido asignada, estos elementos se identifican como parámetros de la base de datos.
 - 2. Una cadena de $(L_a + L_c) \times 4$ números reales, reflejando las funciones de pertenencia de cada uno de los conjuntos borrosos definidos.

3. Una cadena de hasta " L_r " reglas, en la que cada regla es a su vez una cadena de $(L_a + L_c)$ bits.
- b) En los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales, éste está compuesto por las tres cadenas que componen el genoma de los sistemas Borroso-Genético Clásicos, con las siguientes modificaciones:
1. La cadena que codifica las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos tendrá $((L_a + L_c) \times 4) + (L_t \times 3)$ números reales (se incrementa en $(L_t \times 3)$ números reales).
 2. La cadena que codifica las reglas, por cada regla (hay L_r) incorpora ahora $(L_a + L_c + L_t)$ bits (se incrementa en $L_r \times L_t$ bits).
 3. Se añade un nuevo componente, una cadena de 1 número entero que codifica el Parámetro Temporal " T ".
- c) En los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, éste está compuesto por las cuatro cadenas que componen el genoma de los sistemas Borroso-Genético Temporales, a las que se añade una nueva cadena compuesta por 3 números reales, que codifican los Parámetros de Difuminación " a " " b " y " c " (se incrementa en 3 números reales).

Tomando en consideración la exposición anterior, y los resultados presentados en el apartado anterior, se puede observar que existe una fuerte correlación entre la eficiencia del proceso de aprendizaje y el tamaño del espacio de búsqueda. De ahí que la información adicional incluida en las bases de conocimiento, utilizadas en los Controladores Borrosos Temporales y Difuminados, al tiempo que dotan de mayor precisión en el proceso de inferencia borrosa, se convierte en un inconveniente en el marco del aprendizaje genético.

4.2.2. Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a Controladores Borrosos Temporales.

Teniendo en cuenta los inconvenientes expuestos en el apartado anterior, parece razonable proponer un método para reducir la amplitud del espacio de búsqueda, intentando mantener el nivel de precisión lo más alto posible.

Para conseguir este objetivo, se propondrá la reducción del espacio de búsqueda de reglas, propuesta que tiene dos puntos de apoyo:

- a) Uno teórico:

Con objeto de solventar la dificultad, observada en los Controladores Borrosos Clásicos, para ajustar adecuadamente el valor dado a las variables de operación, en los Controladores Borrosos Temporales, para cada regla disparada, se propone la inclusión, en la base de reglas, de conjuntos de reglas caracterizadas por poseer:

1. Un antecedente idéntico.
2. Un consecuente, en el que sus conjuntos borrosos toman valores que provocan la modificación de los estados del sistema en diversos sentidos.
3. Un consecuente temporal, en el que sus conjuntos borrosos tomarán valores que retrasan adecuadamente la aplicación de la acción inferida.

b) Otro práctico:

De la observación de las bases de conocimiento, obtenidas tras la aplicación de Algoritmos Genéticos a los Controladores Borrosos Temporales, se deduce que son frecuentes combinaciones de reglas, formadas por dos o tres reglas, caracterizadas por los atributos descritos en el apartado a) anterior.

Tomando como base estos dos pilares, se propone modificar los Algoritmos Genéticos para forzar la aparición de conjuntos de reglas, que estén caracterizados por los mencionados atributos. A este nuevo método de aprendizaje genético, se le ha denominado Algoritmos Genéticos Dirigidos.

Tal como se ha expuesto, se trata de una propuesta que permite alcanzar una razonable reducción de la complejidad del espacio de búsqueda, con una aceptable pérdida de precisión.

4.2.2.1. Estructura de las bases de conocimiento.

En este apartado se va a detallar exclusivamente los elementos diferenciales de la estructura de las bases de conocimiento empleadas en los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales, en relación a las empleadas en los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales.

Las mencionadas diferencias se centran en el formato de la base de reglas, ya que la estructura de la base de datos no presenta variación alguna.

En referencia al formato de la base de reglas, cada grupo de reglas, que se caracteriza por que en su consecuente incluye una variable de operación distinta, se descompone en dos subconjuntos:

- a) Un subgrupo formado por un conjunto de reglas no temporales.
- b) Un subgrupo formado por un conjunto de reglas temporales de aplicación diferida, compuesta por reglas con idéntico antecedente a alguna regla del grupo no temporal, siendo su consecuente igual o distinto a la citada regla, y a las que se le añade un consecuente temporal.

De esta manera se consigue que aparezcan, al menos algunas parejas de reglas con idéntico antecedente.

4.2.2.2. Obtención de las bases de conocimiento.

Este apartado se va a detallar, exclusivamente los elementos diferenciales del proceso de obtención de las bases de conocimiento empleadas en los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales, en relación al empleado en los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales.

Las bases de conocimiento, que componen la población inicial, se obtienen aplicando el siguiente método [GAD 01-1], consistente en utilizar Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Clásicos para obtener una buena base de conocimiento (base generatriz), no óptima. A partir de ésta se generarán 20 bases, caracterizadas porque todas ellas tienen:

- a) Idénticos grupos de reglas, compuestos por:
 - 1. Subgrupos de reglas no temporales, iguales a los subgrupos de reglas contenidos en la base generatriz.
 - 2. Subgrupos de reglas temporales, obtenidos al duplicar los subgrupos de reglas no temporales y añadirles a cada regla un consecuente temporal.

En estos subgrupos, el valor dado a los conjuntos borrosos asociados a las variables de operación y a la variable tiempo en cada regla, es asignado al azar.

- b) Idénticas definiciones de las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos de las variables de contexto y operación, iguales a las contenidas en la base generatriz.
- c) Idénticas definiciones de las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos temporales, que presentan una distribución uniforme.
- d) Idéntico valor del parámetro "bondad", dándosele valor próximo a cero.

Además cada base de conocimiento de la población inicial tiene diferente valor para el parámetro "T".

Los operadores de evolución modificados, se concretan en:

a) Entrecruzamiento de grupos.

El cambio realizado en este operador, consiste en restringir el entrecruzamiento a los subgrupos temporales de las bases de conocimiento progenitoras, dejando inalterados los subgrupos de reglas no temporales.

b) Mutación de conjuntos borrosos.

La alteración efectuada en este operador, consiste en restringir la mutación de conjuntos borrosos, única y exclusivamente, a los ubicados en el consecuente y consecuente temporal de las reglas contenidas en los subgrupos temporales de las bases de conocimiento hijas.

c) Mutación de puntos.

Este operador no es aplicado en los Algoritmos Genéticos Dirigidos.

d) Mutación de variables en las reglas.

Este operador no es aplicado en los Algoritmos Genéticos Dirigidos.

4.2.3. Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

Los inconvenientes observados en los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, son idénticos a los expuestos en el apartado 4.2.2. referidos a los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales. Por ello parece razonable proponer la misma fórmula para reducir la amplitud del espacio de búsqueda, a fin de optimizar el método de aprendizaje genético.

Tal como se ha expuesto en el apartado 4.2.2., al método propuesto se denomina Algoritmos Genéticos Dirigidos, cuyo fundamento consiste en forzar la aparición de conjunto de reglas temporales y no temporales que presentan idéntico antecedente.

4.2.3.1. Estructura de las bases de conocimiento.

La estructura de las bases de conocimiento, empleadas en los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, es

idéntica a la descrita para los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales, detallada en el apartado 4.2.2.1., a la que se incorporan, en su base de datos, los Parámetros de Difuminación “a”, “b” y “c”.

4.2.3.2. Obtención de las bases de conocimiento.

El procedimiento seguido para la obtención de las bases de conocimiento, empleadas en los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, es idéntica a la descrita para los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a los Controladores Borrosos Temporales, detallada en el apartado 4.2.2.2., salvo en los siguientes aspectos:

- a) Cada una de las 20 bases que componen la población inicial, además incorporan, en su base de datos, los Parámetros de Difuminación “a”, “b” y “c”, que tomarán valores diferentes en cada una de ellas.
- b) En cuanto a los operadores de evolución, además se incorpora:
 1. El entrecruzamiento de los Parámetros de Difuminación, dentro del entrecruzamiento de bases.
 2. La mutación de los Parámetros de Difuminación, en los mismos términos en los que se ha expuesto en el apartado 4.2.1.2..

4.2.4. Ejemplos.

En el presente apartado se presentan diversos ejemplos, a fin de ilustrar la mejora observada al aplicar Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales y Difuminados, frente a la técnica clásica consistente en aplicar Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos en diferentes entornos de trabajo.

Mejora debida a la introducción de aprendizaje genético dirigido en sistemas Borroso-Genéticos.

Para la obtención de resultados experimentales se toma como sistema a controlar el péndulo invertido montado sobre el carrito, haciéndose correr desde 16 posiciones distintas, es decir, en las mismas condiciones de funcionamiento descritas en el apartado 4.2.1.3.

Con el fin de que los resultados obtenidos sean significativos, el sistema a controlar deberá presentar una razonable propagación temporal en la variación de las variables de contexto, ante una modificación puntual de las variables de operación.

Por ello se ha elegido un sistema con masas relativamente pequeñas (masa del carrito= 1 Kg., masa del péndulo=0,1 Kg.) [GAD 00-3] [GAD 02-1].

Para la obtención de una buena base de conocimiento se aplican tres procesos genéticos:

- a) Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos (AA.GG. FLCs).
- b) Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales (AA.GG.d. TFLCs).
- c) Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados (AA.GG.d. FTFLCs).

En todos ellos las tasas de selección, entrecruzamiento y mutación empleadas han sido las expuestas en el apartado 4.2.1.3.. Igualmente el método de evaluación empleado ha sido el especificado en el mencionado apartado.

En la Aplicación de los Algoritmos Genéticos Dirigidos, para la obtención de la base de conocimiento generatriz, se hace correr los Algoritmos Genéticos, aplicados sobre el Controlador Borroso Clásico, durante 1000 generaciones. Una vez obtenida dicha base, a partir de ella se genera la población inicial, que estará compuesta de 20 bases, con la estructura especificada en el apartado 4.2.2.1. y 4.2.3.1., para posteriormente ejecutar el proceso de obtención de bases, tal como se ha expuesto en el apartado 4.2.2.2. y 4.2.3.2..

Después de la obtención de la base generatriz, se hace correr, de nuevo, los Algoritmos Genéticos, aplicados sobre el Controlador Borroso Clásico, durante 200 generaciones más, para obtener la base de conocimiento correspondiente, para ser aplicada en el Controlador Borroso Clásico.

El procedimiento experimental descrito, ha sido ejecutado en 10 ocasiones, presentándose en las siguientes figuras el resultado de un experimento típico de los realizados, en los que se han obtenido resultados muy semejantes. En ellas se puede apreciar la evolución de la "bondad" instantánea de las bases de conocimiento [CAÑ 99], obtenidas aplicando AA.GG.FLCs, AA.GG.d.TFLCs y AA.GG.d.FTFLCs, en función del número de generaciones.

En las siguientes figuras se muestra, para los tres procesos de aprendizaje genético, realizados en un experimento, la evolución de la "bondad" de la base de conocimiento de máxima evaluación obtenida, en función del número de generaciones.

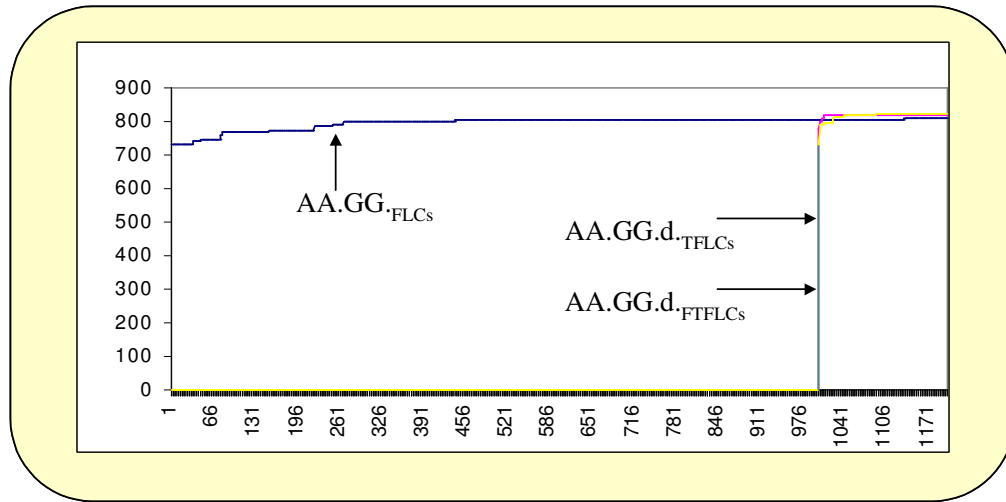


Figura 4.3. Evolución de la “bondad” $\cdot 10^3$ de la base de conocimiento obtenida aplicando AA.GG. FLCs, AA.GG.d. TFLCs y AA.GG.d. FTFLCs.

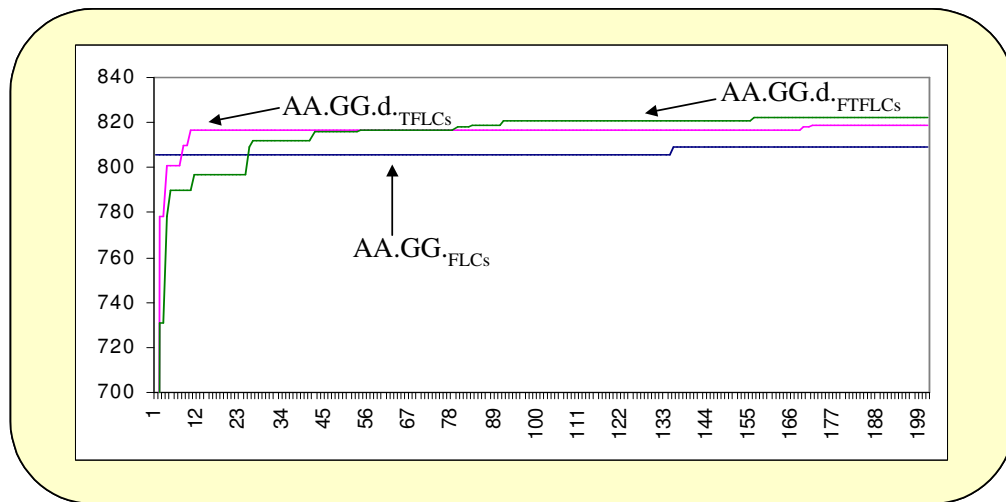


Figura 4.4. Detalle de la gráfica anterior.

Para sistemas que presentan una relativa facilidad para la propagación temporal en la variación de las variables de contexto, ante una modificación puntual de las variables de operación, del análisis de los resultados experimentales obtenidos, se observa que:

- a) Los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales mejoran moderadamente la velocidad de aprendizaje respecto a los Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos, y permiten obtener una base de conocimiento de mayor o igual “bondad”.
- b) Los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados mejoran moderadamente la velocidad de aprendizaje respecto a los Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos, y permiten obtener una base de conocimiento de mayor o igual “bondad”.
- c) Los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados mejoran moderadamente la velocidad de aprendizaje respecto a los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales, y permiten obtener una base de conocimiento de mayor o igual “bondad”.

Estas mejoras son atribuibles a forzar la aparición de conjunto de reglas (temporales y no temporales) con idéntico antecedente, eliminando así parte de la búsqueda aleatoria, (en Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales y Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados), así como a permitir la búsqueda de los valores de los parámetros que modelan una adecuada deformación de los Conjuntos Borrosos temporales (en Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados).

Mejora debida a la introducción de aprendizaje genético dirigido en sistemas Borroso-Genéticos, en entornos ruidosos.

Para la obtención de resultados experimentales se toma como sistema a controlar el péndulo invertido montado sobre el carrito, haciéndose correr desde 16 posiciones distintas, definidas por diferentes valores de las variables de contexto. Cada una de estas simulaciones, que contiene 1000 instantes de inferencia, se repite 11 veces, incluyendo en cada una de ellas un ruido externo puntual, entre los instantes 500 y 505, consistente en una fuerza externa normalizada (f_n) aplicada al carro. Se parte con $f_n=0,5$ (5 Nw. a la derecha) en el primer experimento, hasta $f_n=-0,5$ (5 Nw. a la izquierda) en el undécimo, tomando saltos de 1 Nw.

Todo ello con el objetivo de intentar cubrir una cantidad de situaciones suficientemente representativas como para dar una evaluación fiel de la base de conocimiento evaluada. La “bondad” global de la base de conocimiento, se ha calculado como promedio de la obtenida en cada una de las $16 \times 11 = 176$ simulaciones realizadas [CAÑ 99].

Con el fin de que los resultados obtenidos sean significativos, el sistema a controlar deberá presentar una razonable propagación temporal en la variación de las variables de contexto, ante una modificación puntual de las variables de operación.

Por ello se ha elegido un sistema con masas relativamente pequeñas (masa del carrito= 1 Kg., masa del péndulo=0,1 Kg.) [GAD 00-3] [GAD 02-1].

Para la obtención de una buena base de conocimiento se aplican tres procesos genéticos:

- a) Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos (AA.GG. FLCs).
- b) Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales (AA.GG.d. TFLCs).
- c) Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados (AA.GG.d. FTFLCs).

En todos ellos las tasas de selección, entrecruzamiento y mutación empleadas han sido las expuestas en el apartado 4.2.1.3.. Igualmente el método de evaluación empleado ha sido el especificado en el mencionado apartado.

En la Aplicación de los Algoritmos Genéticos Dirigidos, para la obtención de la base de conocimiento generatriz, se hace correr los Algoritmos Genéticos, aplicados sobre el Controlador Borroso Clásico, durante 1000 generaciones. Una vez obtenida dicha base, a partir de ella se genera la población inicial, que estará compuesta de 20 bases, con la estructura especificada en el apartado 4.2.2.1. y 4.2.3.1., para posteriormente ejecutar el proceso de obtención de bases, tal como se ha expuesto en el apartado 4.2.2.2. y 4.2.3.2..

Después de la obtención de la base generatriz, se hace correr, de nuevo, los Algoritmos Genéticos, aplicados sobre el Controlador Borroso Clásico, durante 200 generaciones más, para obtener la base de conocimiento correspondiente, para ser aplicada en el Controlador Borroso Clásico.

El proceso experimental evolutivo, se ha realizado siguiendo la metodología expuesta anteriormente.

Los resultados que se muestran en las figuras 4.5. y 4.6., corresponden a uno de los 10 experimentos realizados, en los que se han obtenido resultados muy semejantes. En ellas se puede apreciar la evolución de la "bondad" instantánea de las bases de conocimiento [CAÑ 99], obtenidas aplicando AA.GG.FLCs, AA.GG.d.TFLCs y AA.GG.d.FTFLCs, en función del número de generaciones.

Las características de la base de conocimiento obtenida, empleando este procedimiento, así como el efecto de su aplicación sobre un sistema de control borroso ubicado en ambiente ruidoso, han sido expuestas en el apartado 3.4.2.

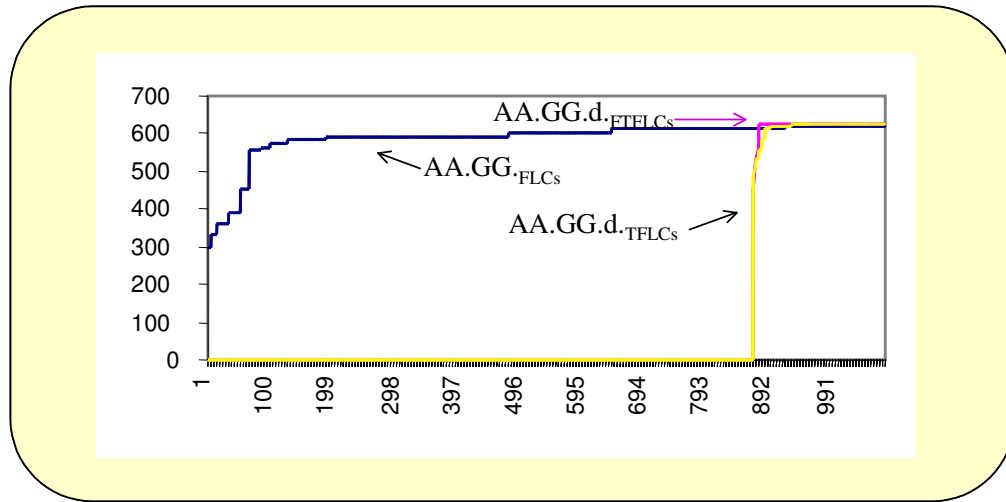


Figura 4.5. Evolución de la "bondad" de las bases de conocimiento obtenida aplicando AA.GG._{FLCs} frente AA.GG.d._{TFLCs} y AA.GG.d._{FTFLCs}

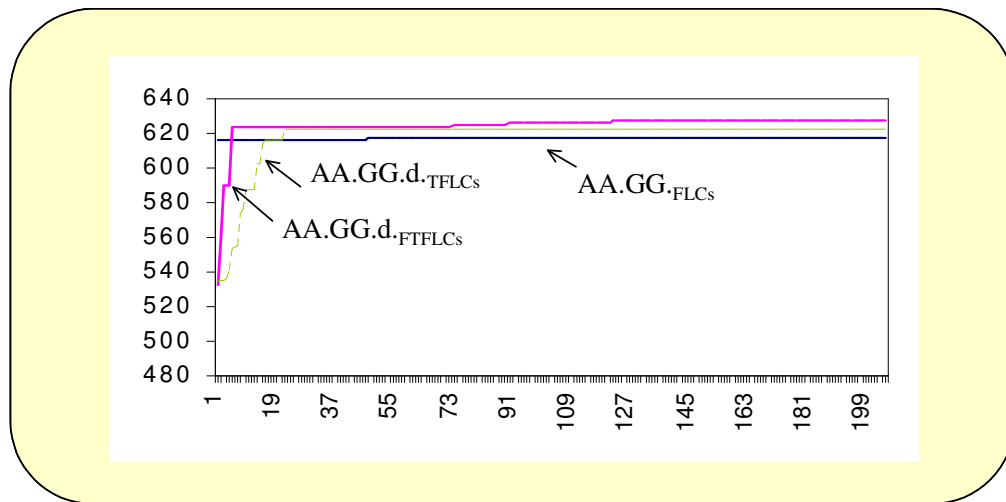


Figura 4.6. Detalle de la gráfica anterior.

Para sistemas que presentan una relativa facilidad para la propagación temporal en la variación de las variables de contexto ante una modificación puntual de las variables de operación, y a los que se somete a una componente de ruido externo localizado en el tiempo, caracterizable mediante una variable aleatoria con

distribución uniforme, del análisis de los resultados experimentales obtenidos, se observa que:

- a) Los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales mejoran moderadamente la velocidad de aprendizaje respecto a los Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos, y permiten obtener una base de conocimiento de mayor o igual “bondad”.
- b) Los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados mejoran moderadamente la velocidad de aprendizaje respecto a los Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos, y permiten obtener una base de conocimiento de mayor o igual “bondad”.
- c) Los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados mejoran moderadamente la velocidad de aprendizaje respecto a los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales, y permiten obtener una base de conocimiento de mayor o igual “bondad”.

Mejoras atribuibles a forzar la aparición de conjunto de reglas (temporales y no temporales) con idéntico antecedente, eliminando así parte de la búsqueda aleatoria, (en Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales y Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados). Así como a permitir la búsqueda de los valores de los parámetros que modelan una adecuada deformación de los Conjuntos Borrosos temporales (en Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados), compensando en parte el efecto introducido por el ruido.

Mejora debida a la introducción de aprendizaje genético dirigido en sistemas Borroso-Genéticos con sensores ruidosos.

Para la obtención de resultados experimentales se toma como sistema a controlar el péndulo invertido montado sobre el carrito, al que se le va añadir un ruido en la medida que los sensores realizan de las variables de contexto.

Para intentar cubrir una cantidad de situaciones, suficientemente representativas como para dar una evaluación fiel de la base de conocimiento evaluada, se hace correr el sistema desde 16 posiciones distintas, definidas por diferentes valores de las variables de contexto. Cada una de estas simulaciones, que contiene 1000 instantes de inferencia, se repiten tres veces, cada una de ellas con un nivel de ruido distinto:

- a) Ruido para las variables ángulo y posición: + 0,25 % del total de la valor tomado por cada variable.
- b) Ruido para las variables ángulo y posición: 0 % del total de la valor tomado por cada variable.

- c) Ruido para las variables ángulo y posición: - 0,25 % del total de la valor tomado por cada variable.

Con el empleo de estos tres niveles de ruido se pretendido simular tres situaciones posibles dentro de un amplio conjunto de posibilidades, que pueden presentarse aleatoriamente en un intervalo de valores de ruido comprendido entre - 0,35 % y + 0,35 %.

El valor final que toma cada variable se obtiene como:

$$\text{variable} = \text{variable} + (\text{variable} \cdot (\text{ruido}/100)) \quad (4.41.)$$

La evaluación de cada base de conocimiento se obtiene realizando la media aritmética de las bondades, obtenidas para la base, en cada experimento.

Con el fin de que los resultados obtenidos sean significativos, el sistema a controlar deberá presentar una razonable propagación temporal en la variación de las variables de contexto, ante una modificación puntual de las variables de operación. Por ello se ha elegido un sistema con masas relativamente pequeñas (masa del carrito= 1 Kg., masa del péndulo=0,1 Kg.) [GAD 00-3].

Para la obtención de una buena base de conocimiento se aplican tres procesos genéticos:

- a) Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos (AA.GG. _{FLCs}).
- b) Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales (AA.GG.d. _{TFLCs}).
- c) Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados (AA.GG.d. _{FTFLCs}).

En todos ellos las tasas de selección, entrecruzamiento y mutación empleadas han sido las expuestas en el apartado 4.2.1.3.. Igualmente el método de evaluación empleado ha sido el especificado en el mencionado apartado.

En la Aplicación de los Algoritmos Genéticos Dirigidos, para la obtención de la base de conocimiento generatriz, se hace correr los Algoritmos Genéticos, aplicados sobre el Controlador Borroso Clásico, durante 1000 generaciones. Una vez obtenida dicha base, a partir de ella se genera la población inicial, que estará compuesta de 20 bases, con la estructura especificada en el apartado 4.2.2.1. y 4.2.3.1., para posteriormente ejecutar el proceso de obtención de bases, tal como se ha expuesto en el apartado 4.2.2.2. y 4.2.3.2..

Después de la obtención de la base generatriz, se hace correr, de nuevo, los Algoritmos Genéticos, aplicados sobre el Controlador Borroso Clásico, durante 200

generaciones más, para obtener la base de conocimiento correspondiente, para ser aplicada en el Controlador Borroso Clásico.

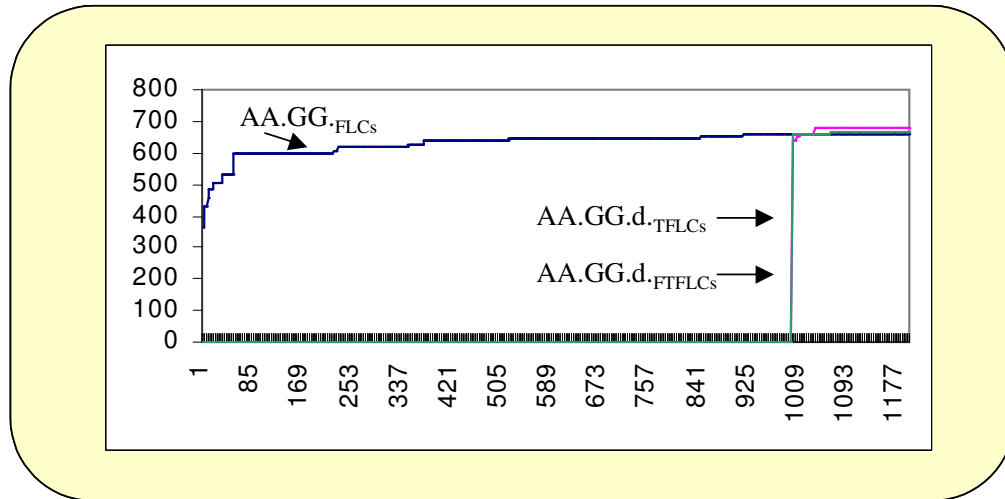


Figura 4.7. Evolución de la "bondad" de las bases de conocimiento obtenida aplicando AA.GG.FLCS frente AA.GG.d.TFLCS y AA.GG.d.FTFLCS

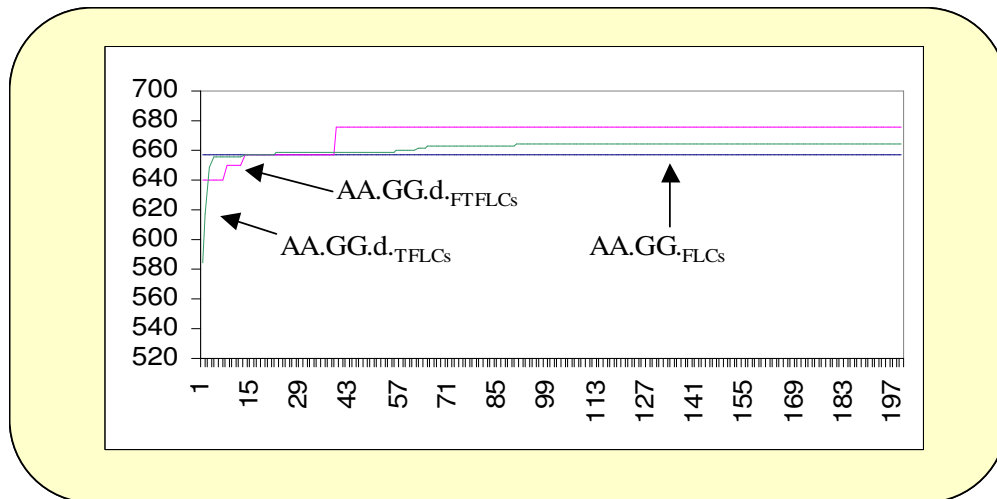


Figura 4.8. Detalle de la gráfica anterior.

El proceso experimental evolutivo, se ha realizado siguiendo la metodología expuesta anteriormente. Los resultados que se muestran en las figuras 4.7. y 4.8., corresponden a uno de los 10 experimentos realizados, en los que se han obtenido resultados muy semejantes. En ellas se puede apreciar la evolución de la “bondad” instantánea de las bases de conocimiento [CAÑ 99], obtenidas aplicando AA.GG.FLCS, AA.GG.d.TFLCS y AA.GG.d.FTFLCS, en función del número de generaciones.

Para sistemas que presentan una relativa facilidad para la propagación temporal en la variación de las variables de contexto, a los que se les ha sometido a una adicción de un ruido en la medida que los sensores captan, del análisis de los resultados experimentales obtenidos, se observa que:

- a) Los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales mejoran moderadamente la velocidad de aprendizaje respecto a los Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos, y permiten obtener una base de conocimiento de mayor o igual “bondad”.
- b) Los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados mejoran moderadamente la velocidad de aprendizaje respecto a los Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos, y permiten obtener una base de conocimiento de mayor o igual “bondad”.
- c) Los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados mejoran moderadamente la velocidad de aprendizaje respecto a los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales, y permiten obtener una base de conocimiento de mayor o igual “bondad”.

En la mejor base de conocimiento obtenida aplicando AA.GG.d.FTFLCS (B.C.d.FTFLCS), los valores tomados por los Parámetros Temporal y de Difuminación son: “T”=7, “a”=1.164, “b”=1.520, “c”=9. y “bondad”=0.676. En ella destacan grupos de pares de reglas temporales y no temporales. Por ejemplo:

Con efecto reforzante:

ángulo 3 veloc_angular 2 fuerza 9
ángulo 3 veloc_angular 2 fuerza 9 tiempo 3

Con efecto compensatorio:

ángulo 1 posición 1 fuerza 8
ángulo 1 posición 1 fuerza 4 tiempo 3

Los valores tomados por “a”, “b” y “c” modelan una transformación no lineal del tiempo y una deformación de los conjuntos borrosos temporales en el sentido indicado por el concepto de difuminación temporal [GAD 00-1] [GAD 01-2] [GAD 00-2].

Las mejoras observadas al aplicar Algoritmos Genéticos Dirigidos, son atribuibles a que el procedimiento seguido, para la obtención de las bases de conocimiento:

- a) Consigue forzar la aparición de conjunto de reglas (temporales y no temporales) con idéntico antecedente, eliminando así parte de la búsqueda aleatoria (en Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales y Difuminados).
- b) Permite la búsqueda de los valores de los parámetros que modelan una adecuada deformación de los conjuntos borrosos temporales (en Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados), compensando en parte el efecto introducido por la adición de ruido a los sensores.

4.3. Estudio del efecto de los Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.

4.3.1. Algoritmos Genéticos aplicados a Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

En el este apartado se describe la metodología utilizada para aplicar los Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

4.3.1.1. Estructura de las bases de conocimiento.

En este apartado se va a detallar exclusivamente los elementos diferenciales de la estructura de las bases de conocimiento empleadas en los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, en relación a las empleadas en los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Clásicos.

Las mencionadas diferencias se centran tanto en el formato de la base de reglas, como en la estructura de la base de datos.

En referencia al formato de la base de reglas, son las reglas los elementos a codificar. Siendo, para cada grupo de reglas, la estructura genérica de una regla, la siguiente:

if x_1 is A_{11} for Q_{11} of T_{11} and ... and x_m is A_{m1} for Q_{m1} of T_{m1} then y is B_1

Donde:

- a) “ x_i ” son las variables de entrada, “ A_{ij} ” son sus correspondientes conjuntos borrosos.
- b) “ y ” es la variable de salida, “ B_k ”, son los conjuntos borrosos relativos a dicha variable.
- c) “ Q_{ij} ” es un Cuantificador Borroso, relativo a la variable de entrada “ x_i ” y al conjunto borroso “ A_{ij} ”.
- d) “ T_{ij} ” es una Referencia Temporal, relativa a la variable de entrada “ x_i ” y al Conjunto Borroso “ A_{ij} ”.

Para codificar cada regla de la base, se emplea dos cadenas de bits:

- a) Una de longitud “ L_{a1} ”, para el antecedente, compuesta por tres subcadenas, correspondientes a:
 - 1. El conjunto borroso relacionado con cada variable de entrada, de longitud “ L_{a1} ”, que se obtiene como resultado de sumar, para cada variable de entrada, el número de sus conjuntos borrosos definidos. Donde:

$$L_{a1} = \sum_{i=1}^N n_{1i} \quad (4.42.)$$

Siendo $n_1 = \{n_{11}, \dots, n_{1N}\}$ el número de etiquetas lingüísticas asociadas a los conjuntos borrosos de las variables de entrada.

- 2. El cuantificador borroso relativo a la variable de entrada, de longitud “ L_{a2} ”, que se obtiene como resultado de multiplicar el número de conjuntos borrosos del cuantificador borroso, por el número de variables de entrada.

$$L_{a2} = N \cdot n_2 \quad (4.43.)$$

Siendo “ n_2 ” el número de etiquetas lingüísticas asociadas a los conjuntos borrosos del cuantificador borroso.

- 3. La Referencia temporal, relativa a la variable de entrada, de longitud “ L_{a3} ”, que se obtiene como resultado de multiplicar el número de conjuntos borrosos de la referencia temporal, por el número de variables de entrada.

$$L_{a3} = N \cdot n_3 \quad (4.44.)$$

Siendo “ n_3 ” el número de etiquetas lingüísticas asociadas a los conjuntos borrosos de la referencia temporal.

Por tanto $L_{an} = L_{a1} + L_{a2} + L_{a3}$; (4.45.)

Para codificar el antecedente se comienza con una cadena de “ L_{an} ” bits, todos ellos con un valor inicial puesto a cero.

Si el antecedente de una regla contiene un entrada borrosa del tipo:

$$x_i \text{ is } A_{ij} \text{ for } Q_{ij} \text{ of } T_{ij}$$

Un 1 sustituirá a un 0 en las siguientes posiciones “ p_1 ”, “ p_2 ”, “ p_3 ”, en cada una de las mencionadas subcadenas.

$$p_1 = j + \sum_{k=1}^{i-1} n_{1k} \quad (4.46.)$$

$$p_2 = j + \sum_{k=1}^{i-1} n_{2k} \quad (4.47.)$$

$$p_3 = j + \sum_{k=1}^{i-1} n_{3k} \quad (4.48.)$$

Este proceso se repetirá para cada una de las variables de entrada de la regla.

- b) Otra, para el consecuente, de longitud “ L_c ”, que se obtiene como resultado de sumar, para cada variable de salida, el número de sus conjuntos borrosos definidos.

$$L_c = \sum_{j=1}^M m_j \quad (4.49.)$$

Definiendo $m = \{ m_1, \dots, m_M \}$ el número de etiquetas lingüísticas asociadas a los conjuntos borrosos de las variable de salida.

El proceso de codificación del consecuente es similar, así si el consecuente de una regla contiene un salida borrosa del tipo:

$$y_i \text{ is } D_{ij},$$

un 1 sustituirá a un 0 en una determinada posición (p) de la cadena de “ L_c ” bits.

$$p = j + \sum_{k=1}^{i-1} m_k \quad (4.50.)$$

Proceso que se repetirá para cada una de las variables de salida de la regla.

En referencia al formato de la base de datos, además de las funciones de pertenencia y parámetros propios de los Controladores Borrosos Clásicos, se incluyen:

- a) Las funciones de pertenencia del cuantificador borroso y la referencia temporal, que también poseen forma trapezoidal. Por ello, el conjunto de funciones, se representa mediante un array de $(L \times 4)$ números reales, donde:

$$L = L_a + L_c + L_q + L_t$$
$$L_a = \sum_{i=1}^N n_{1i} \quad L_c = \sum_{j=1}^M m_j \quad (4.51.)$$

Siendo:

“ L_t ”: el número de etiquetas lingüísticas asociadas a los conjuntos borrosos de la referencia temporal.

“ L_q ”: el número de etiquetas lingüísticas asociadas a los conjuntos borrosos del cuantificador borroso.

- b) El Parámetro Temporizador,

Se refiere al factor de escalado temporal del intervalo de definición de una entidad temporal borrosa.

Su codificación se realiza mediante un número entero.

4.3.1.2. Obtención de las bases de conocimiento.

En este apartado se va a detallar, exclusivamente, los elementos diferenciales del proceso de obtención de las bases de conocimiento empleadas en los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, en relación al empleado en los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Clásicos.

Los operadores de evolución modificados, se reducen a:

- a) El entrecruzamiento de bases.

Teniendo en cuenta que ahora, en el contenido de la base de datos, se incluye las definiciones de los conjuntos borrosos del cuantificador borroso y

la referencia temporal, las bases de datos progenitoras tendrían la siguiente estructura:

$$\begin{aligned} d_1 &= (v_1, q_1, t_1, p_1) \\ d_2 &= (v_2, q_2, t_2, p_2) \end{aligned} \quad (4.52.)$$

Donde:

“ q_i ”: se refiere a la definición, de las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos, del cuantificador borroso.

“ t_i ”: se refiere a la definición, de las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos, de la referencia temporal.

Las bases de conocimiento hijas, producto del entrecruzamiento, son:

$$\begin{aligned} x_u &= (gr_u, d_u) \\ x_v &= (gr_v, d_v) \end{aligned} \quad (4.53.)$$

Donde:

$$\begin{aligned} d_u &= (v_u, q_u, t_u, p_u) \\ d_v &= (v_v, q_v, t_v, p_v) \end{aligned} \quad (4.54.)$$

Para la obtención de las funciones de pertenencia del cuantificador borroso y la referencia temporal, en las bases hijas, son posibles, las siguientes combinaciones:

Opción 1:

$$\begin{aligned} q_u &= q_1 & t_u &= t_1 \\ q_v &= q_2 & t_v &= t_2 \end{aligned} \quad (4.55.)$$

Opción 2:

$$\begin{aligned} q_u &= q_2 & t_u &= t_2 \\ q_v &= q_1 & t_v &= t_1 \end{aligned} \quad (4.56.)$$

Obteniéndose “ gr_u ”, “ gr_v ”, “ v_u ”, “ v_v ”, “ p_u ”, “ p_v ” con los procedimientos descrito en el apartado 4.2.3.2.

b) El entrecruzamiento de grupos.

Dadas dos bases de conocimiento progenitoras con la siguiente estructura:

$$\begin{aligned} x_1 &= (gr_1, d_1) \\ x_2 &= (gr_2, d_2) \end{aligned} \quad (4.57.)$$

Siendo:

$$\begin{aligned}d_1 &= (v_1, q_1, t_1, p_1) \\d_2 &= (v_2, q_2, t_2, p_2)\end{aligned}\quad (4.58.)$$

Las bases de conocimiento hijas, producto de este entrecruzamiento, serán:

$$\begin{aligned}x_u &= (gr_u, d_u) \\x_v &= (gr_v, d_v)\end{aligned}\quad (4.59.)$$

Donde:

$$\begin{aligned}d_u &= (v_u, q_1, t_1, p_u) \\d_v &= (v_v, q_2, t_2, p_v)\end{aligned}\quad (4.60.)$$

Obteniéndose “ gr_u ”, “ gr_v ”, “ v_u ”, “ v_v ”, “ p_u ”, “ p_v ” con los procedimientos descrito en el apartado 4.3.2.2.

c) Mutación de puntos.

En este tipo de controlador, la mutación de puntos, podrá afectar, además de los puntos que definen los conjuntos borrosos de las variables de contexto y operación, también a los implicados en la delimitación de las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos del cuantificador borroso y la referencia temporal.

d) Mutación de conjuntos borrosos.

En este tipo de controlador, la mutación de conjuntos borrosos, podrá afectar, además de a los conjuntos borrosos asociados a las variables de contexto y operación, también a los conjuntos borrosos asociados al cuantificador borroso y a la referencia temporal, dentro de la regla.

e) Mutación del Parámetro Temporizador.

Su número se obtiene a partir de la “tasa de mutación de parámetros”. Para cada mutación se elige aleatoriamente una base de conocimiento de la descendencia, modificándose aleatoriamente el parámetro dentro de sus límites permitidos.

4.3.1.3. Inconvenientes observados en su aplicación en Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

Tal como se ha expuesto en los apartados 2.4.8. y 4.2.1.5., los parámetros considerados en el proceso de búsqueda genética condicionan el tamaño y las

propiedades del espacio de búsqueda, de manera que para tamaños de genoma mayores crece la complejidad del proceso de búsqueda y por tanto decrece la rapidez y eficacia del proceso de optimización.

La composición del genoma empleado en los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, comprende:

- a) Una cadena de (3) números, dos enteros que informa del número de variables y de grupos definidos en la base de conocimiento y un número real que informa de la evaluación que le ha sido asignada, estos elementos se identifican como parámetros de la base de datos.
- b) Una cadena de $(L_a + L_c + L_t + L_q) \times 4$ números reales, reflejando las funciones de pertenencia de cada uno de los conjuntos borrosos definidos para las variables de contexto y operación así como para el cuantificador borroso y la referencia temporal.
- c) Una cadena de hasta " L_r " reglas, en la que cada regla es a su vez una cadena de $(L_{an} + L_c)$ bits.

Todo ello en los términos que se ha especificado en el apartado 4.3.1.1..

Comparando el tamaño de este genoma con el empleado en los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Clásicos, se observa que el primero es claramente mayor que el segundo. Tras constatar esta realidad, se puede afirmar que la inclusión, en las reglas, de un cuantificador borroso y una referencia temporal, asociados a cada variable de contexto, al mismo tiempo que dota de mayor precisión en el proceso de inferencia borrosa, genera un aumento de la longitud del genotipo empleado en el proceso genético, lo que se traduce en un incremento sensible del tamaño del espacio de búsqueda, que como consecuencia genera una ralentización del proceso adquisición de conocimiento.

4.3.2. Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.

Teniendo en cuenta los inconvenientes expuestos en el apartado anterior, ligados a la amplitud del tamaño del espacio de búsqueda, parece razonable proponer la utilización de los Algoritmos Genéticos Dirigidos, descritos en el apartado 4.2.2. y 4.2.3. como método para reducir la amplitud del espacio de búsqueda, intentando mantener el nivel de precisión lo más alto posible.

4.3.2.1. Estructura de las bases de conocimiento.

En este apartado se va a detallar exclusivamente los elementos diferenciales de la estructura de las bases de conocimiento empleadas en los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos, en relación a las empleadas en los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

Las mencionadas diferencias se concretan tanto en el formato de la base de reglas, como en el de la base de datos. Así:

a) En la base de reglas.

Cada regla del sistema está codificada por tres cadenas de bits, de longitud:

1. " L_{an} " para el antecedente, compuestas por tres subcadenas de longitud " L_{a1} ", (L_{a2} y L_{a3}).
2. " L_c " para el consecuente (con un bit para cada etiqueta lingüística relacionada con cada variable de salida).
3. " L_t " para el consecuente temporal (con un bit para cada etiqueta lingüística relacionada con la variable temporal).

Cada grupo de reglas, que se caracteriza por que en su consecuente incluye una variable de operación distinta, se descompone en dos subconjuntos:

1. Un subgrupo formado por un conjunto de reglas temporales, sin consecuente temporal.
2. Un subgrupo formado por un conjunto de reglas temporales, con consecuente temporal, de aplicación diferida, compuesta por reglas con idéntico antecedente a alguna regla del primer subgrupo, siendo su consecuente igual o distinto a la citada regla, y a las que se le añade un consecuente temporal.

De esta manera se consigue que aparezcan, al menos algunas parejas de Reglas con idéntico antecedente.

b) En la base de datos.

En los parámetros propios del Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido, se incluye el Parámetro Temporal " T " y los Parámetros de Difuminación " a ", " b " y " c ".

En las funciones de pertenencia de éste, se añade las de los conjuntos borrosos temporales, que se representan mediante un array de ($L_t \times 3$) números reales, comprendidos en el intervalo $[-1, 1]$. Siendo " L_t " el número de etiquetas lingüísticas asociadas a la variable temporal.

4.3.2.2. Obtención de las bases de conocimiento.

Este apartado se va a detallar, exclusivamente los elementos diferenciales del proceso de obtención de las bases de conocimiento empleadas en los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos, en relación al empleado en los Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

Las bases de conocimiento, que componen la población inicial, se obtienen aplicando el siguiente método consistente en utilizar Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales para obtener una buena base de conocimiento (base generatriz), no óptima. A partir de ésta se generarán 20 bases, caracterizadas porque todas ellas tienen:

- a) Idénticos grupos de reglas, compuestos por:
 1. Subgrupos de reglas, sin consecuente temporal, iguales a los grupos de reglas contenidos en la base generatriz.
 2. Subgrupos de reglas, con consecuente temporal, obtenidos al duplicar los subgrupos de reglas carentes de consecuente temporal y añadirles a cada regla un consecuente temporal.

En estos subgrupos el valor dado a los conjuntos borrosos asociados a las variables de operación y a la variable tiempo en cada regla, es asignado al azar.

- b) Idénticas definiciones de las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos, de las variables de contexto, operación, de la referencia temporal borrosa y del cuantificador borroso, iguales a las contenidas en la base generatriz.
- c) Idénticas definiciones de las funciones de pertenencia de los conjuntos borrosos temporales, que presentan una distribución uniforme.
- d) Diferentes valores para los Parámetros de Difuminación “*a*”, “*b*” y “*c*” y el Parámetro Temporal “*T*”.
- e) Idéntico valor del parámetro “bondad”, dándosele valor próximo a cero.

Los operadores de evolución modificados, se concretan en:

- a) Entrecruzamiento de grupos.

El cambio realizado en este operador consiste en restringir el entrecruzamiento a:

1. Los subgrupos de reglas, con consecuente temporal, de las bases de conocimiento progenitoras, dejando inalterados los subgrupos de reglas, sin consecuente temporal.
2. Los parámetros: Temporal y de Difuminación.

b) Mutación de conjuntos borrosos.

La alteración, efectuada en este operador, consiste en restringir la mutación de conjuntos borrosos única y exclusivamente a los ubicados en el consecuente y consecuente temporal de las reglas contenidas en los subgrupos de reglas con consecuente temporal, de las bases de conocimiento hijas.

c) Mutación de puntos.

Este operador no es aplicado en los Algoritmos Genéticos Dirigidos.

d) Mutación de variables en las reglas.

Este operador no es aplicado en los Algoritmos Genéticos Dirigidos.

e) Mutación del Parámetro Temporizador.

Este operador no es aplicado en los Algoritmos Genéticos Dirigidos.

f) Mutación del Parámetro Temporal.

Este operador es empleado en los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.

g) Mutación de los Parámetros de Difuminación.

Este operador es empleado en los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.

4.3.3. Ejemplos.

En el capítulo V se presenta la aplicación del Control Borroso Temporal al encaminamiento adaptativo distribuido en redes de comunicaciones. En los apartados 6.3.1 y 6.3.2. se exponen los experimentos diseñados para evaluar el comportamiento de este sistema experimental. Por último en el apartado 6.4.1. se

muestran los resultados experimentales obtenidos, en cuyo análisis se resalta la mejora observada al aplicar Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos, frente a la aplicación de Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales en este entorno de trabajo.

4.4. Conclusión.

A modo de resumen se presentan varios cuadros comparativos, en los que se sintetizan las diferencias y similitudes de los elementos básicos que caracterizan cada uno de los algoritmos aquí presentados, en su aplicación a los diferentes tipos de controladores borrosos abordados en los capítulos dos y tres.

Algoritmos Genéticos aplicados a:	Controlado Borroso Clásicos	Controlador Borroso Temporal	Controlador Borroso Temporal Difuminado
	1. Dimensión del sistema:	1. Dimensión del sistema:	1. Dimensión del sistema:
	<ul style="list-style-type: none"> N variables entrada. M variables salida. $n = \{n_1, \dots, n_N\}$ etiquetas lingüísticas variables entrada. $m = \{m_1, \dots, m_N\}$ etiquetas lingüísticas variables salida. 	<ul style="list-style-type: none"> N variables entrada. M variables salida. $n = \{n_1, \dots, n_N\}$ etiquetas lingüísticas variables entrada. $m = \{m_1, \dots, m_N\}$ etiquetas lingüísticas variables salida. 	<ul style="list-style-type: none"> N variables entrada. M variables salida. $n = \{n_1, \dots, n_N\}$ etiquetas lingüísticas variables entrada. $m = \{m_1, \dots, m_N\}$ etiquetas lingüísticas variables salida.
		<ul style="list-style-type: none"> Etiquetas lingüísticas asociadas a la variable tiempo. 	<ul style="list-style-type: none"> Etiquetas lingüísticas asociadas a la variable tiempo.
	2. Codificación base de datos:	2. Codificación base de datos:	2. Codificación base de datos:
	<ul style="list-style-type: none"> Parámetros propios: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Número de variables (entero) ✓ Número de grupos (entero). ✓ Evaluación de la base (real). 	<ul style="list-style-type: none"> Parámetros propios: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Número de variables (entero) ✓ Número de grupos (entero). ✓ Evaluación de la base (real). 	<ul style="list-style-type: none"> Parámetros propios: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Número de variables (entero) ✓ Número de grupos (entero). ✓ Evaluación de la base (real).
	<ul style="list-style-type: none"> Funciones de pertenencia: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas antecedente: $L_a = \sum_{i=1}^N n_i$ ✓ Etiquetas lingüísticas consecuente: $L_c = \sum_{j=1}^M m_j$ 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Parámetro temporal (entero). Funciones de pertenencia: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas antecedente: $L_a = \sum_{i=1}^N n_i$ ✓ Etiquetas lingüísticas consecuente: $L_c = \sum_{j=1}^M m_j$ 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Parámetro temporal (entero). ✓ Parámetros de Difuminación: a,b,c (real).
		<ul style="list-style-type: none"> Funciones de pertenencia: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas antecedente: $L_a = \sum_{i=1}^N n_i$ ✓ Etiquetas lingüísticas consecuente: $L_c = \sum_{j=1}^M m_j$ 	<ul style="list-style-type: none"> Funciones de pertenencia: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas antecedente: $L_a = \sum_{i=1}^N n_i$ ✓ Etiquetas lingüísticas consecuente: $L_c = \sum_{j=1}^M m_j$
	<ul style="list-style-type: none"> ✓ $L = L_a + L_c$ conjuntos borrosos. ✓ Funciones de pertenencia: array $((L_a + L_c) \times 4)$ números reales. 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas variable temporal: L_t ✓ $L = L_a + L_c + L_t$ conjuntos borrosos. ✓ Funciones de pertenencia: array $((L_a + L_c) \times 4 + (L_t \times 3))$ números reales. 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas variable temporal: L_t ✓ $L = L_a + L_c + L_t$ conjuntos borrosos. ✓ Funciones de pertenencia: array $((L_a + L_c) \times 4 + (L_t \times 3))$ números reales.
Estructura de las bases de conocimiento:	<ul style="list-style-type: none"> ✓ $L = L_a + L_c$ conjuntos borrosos. ✓ Funciones de pertenencia: array $((L_a + L_c) \times 4)$ números reales. 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas variable temporal: L_t ✓ $L = L_a + L_c + L_t$ conjuntos borrosos. ✓ Funciones de pertenencia: array $((L_a + L_c) \times 4 + (L_t \times 3))$ números reales. 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas variable temporal: L_t ✓ $L = L_a + L_c + L_t$ conjuntos borrosos. ✓ Funciones de pertenencia: array $((L_a + L_c) \times 4 + (L_t \times 3))$ números reales.

Cuadro 4.1. Algoritmos Genéticos aplicados a Controladores Borrosos, Temporales Y Difuminados. Estructura de las bases de conocimiento (!).

Algoritmos Genéticos aplicados a:	Controlado Borroso Clásicos	Controlador Borroso Temporal	Controlador Borroso Temporal Difuminado
Estructura de las bases de conocimiento:	3. Codificación de la base de reglas:	3. Codificación de la base de reglas:	3. Codificación de la base de reglas:
	<ul style="list-style-type: none"> • Estructura: <i>If x_i is $C_{i\alpha}$ and and x_k is $C_{k\beta}$ then y_j is $D_{j\gamma}$</i> • Codificación: 2 cadenas de bits por regla. Longitud (L_a+L_c) 	<ul style="list-style-type: none"> • Estructura: <i>f x_i is $C_{i\alpha}$ and and x_k is $C_{k\beta}$ then y_j is $D_{j\gamma}$ while t_j is $F_{j\delta}$</i> • Codificación: 3 cadenas de bits por regla. Longitud ($L_a+L_c+L_t$) 	<ul style="list-style-type: none"> • Estructura: <i>f x_i is $C_{i\alpha}$ and and x_k is $C_{k\beta}$ then y_j is $D_{j\gamma}$ while t_j is $F_{j\delta}$</i> • Codificación: 3 cadenas de bits por regla. Longitud ($L_a+L_c+L_t$)

Cuadro 4.2. Algoritmos Genéticos aplicados a Controladores Borrosos, Temporales y Difuminados. Estructura de las bases de conocimiento (II).

Algoritmos Genéticos aplicados a:	Controlado Borroso Clásicos	Controlador Borroso Temporal	Controlador Borroso Temporal Difuminado
	1. Población inicial:	1. Población inicial:	1. Población inicial:
Obtención de las bases de conocimiento:	Bases de conocimiento con contenido aleatorio.	Bases de conocimiento con contenido aleatorio.	Bases de conocimiento con contenido aleatorio.
	2. Selección:	2. Selección:	2. Selección:
	Método ruleta.	Método ruleta.	Método ruleta.
	3. Entrecruzamiento:	3. Entrecruzamiento:	3. Entrecruzamiento:
	<ul style="list-style-type: none"> Entrecruzamiento de bases. Entrecruzamiento de grupos. 	<ul style="list-style-type: none"> Entrecruzamiento de bases. Entrecruzamiento de grupos. 	<ul style="list-style-type: none"> Entrecruzamiento de bases. Entrecruzamiento de grupos.
		<ul style="list-style-type: none"> Entrecruzamiento de bases. <ul style="list-style-type: none"> ✓ Entrecruzamiento de parámetros: Limitado al Temporal Entrecruzamiento de grupos. <ul style="list-style-type: none"> ✓ Entrecruzamiento de parámetros: Limitado al Temporal 	<ul style="list-style-type: none"> Entrecruzamiento de bases. <ul style="list-style-type: none"> ✓ Entrecruzamiento de parámetros: Limitados a Temporal y de Difuminación. Entrecruzamiento de grupos. <ul style="list-style-type: none"> ✓ Entrecruzamiento de parámetros: Limitados a Temporal y de Difuminación.
	4. Mutación:	4. Mutación:	4. Mutación:
	<ul style="list-style-type: none"> Mutación de puntos. Mutación de conjuntos borrosos. Mutación de variables en las reglas. 	<ul style="list-style-type: none"> Mutación de puntos. Mutación de conjuntos borrosos. Mutación de variables en las reglas. 	<ul style="list-style-type: none"> Mutación de puntos. Mutación de conjuntos borrosos. Mutación de variables en las reglas.
	<ul style="list-style-type: none"> Mutación del parámetro Temporal. 	<ul style="list-style-type: none"> Mutación del parámetro Temporal y parámetros de Difuminación. 	
5. Sustitución.	5. Sustitución.	5. Sustitución.	

Cuadro 4.3. Algoritmos Genéticos aplicados a Controladores Borrosos, Temporales y Difuminados. Obtención de las bases de conocimiento.

Controlador Borroso Temporal	Algoritmos Genéticos	Algoritmos Genéticos Dirigidos.
Estructura de las bases de conocimiento:	1. Dimensión del sistema:	1. Dimensión del sistema:
	<ul style="list-style-type: none"> • N variables entrada. • M variables salida. • $n = \{n_1, \dots, n_N\}$ etiquetas lingüísticas variables entrada. • $m = \{m_1, \dots, m_N\}$ etiquetas lingüísticas variables salida. • Etiquetas lingüísticas asociadas a la variable tiempo. 	<ul style="list-style-type: none"> • N variables entrada. • M variables salida. • $n = \{n_1, \dots, n_N\}$ etiquetas lingüísticas variables entrada. • $m = \{m_1, \dots, m_N\}$ etiquetas lingüísticas variables salida. • Etiquetas lingüísticas asociadas a la variable tiempo.
	2. Codificación base de datos:	2. Codificación base de datos:
	<ul style="list-style-type: none"> • Parámetros propios: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Número de variables (entero) ✓ Número de grupos (entero). ✓ Evaluación de la base (real). ✓ Parámetro temporal (entero). • Funciones de pertenencia: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas antecedente: $L_a = \sum_{i=1}^N n_i$ ✓ Etiquetas lingüísticas consecuente: $L_c = \sum_{j=1}^M m_j$ ✓ Etiquetas lingüísticas variable temporal: L_t ✓ $L = L_a + L_c + L_t$ conjuntos borrosos. ✓ Funciones de pertenencia: array $((L_a + L_c) \times 4 + (L_t \times 3))$ números reales. 	<ul style="list-style-type: none"> • Parámetros propios: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Número de variables (entero) ✓ Número de grupos (entero). ✓ Evaluación de la base (real). ✓ Parámetro temporal (entero). • Funciones de pertenencia: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas antecedente: $L_a = \sum_{i=1}^N n_i$ ✓ Etiquetas lingüísticas consecuente: $L_c = \sum_{j=1}^M m_j$ ✓ Etiquetas lingüísticas variable temporal: L_t ✓ $L = L_a + L_c + L_t$ conjuntos borrosos. ✓ Funciones de pertenencia: array $((L_a + L_c) \times 4 + (L_t \times 3))$ números reales.

Cuadro 4.4. Aplicación al Controlador Borroso Temporal de Algoritmos Genéticos y Algoritmos Genéticos Dirigidos. Estructura de las bases de conocimiento (I).

Controlador Borroso Temporal	Algoritmos Genéticos	Algoritmos Genéticos Dirigidos.
Estructura de las bases de conocimiento:	3. Codificación de la base de reglas:	3. Codificación de la base de reglas:
	<ul style="list-style-type: none"> • Estructura: <i>If x_i is C_{io} and and x_k is C_{kp} then y_j is D_{jq} while t_j is F_{js}</i> 	<ul style="list-style-type: none"> • Estructura: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Grupo de reglas compuesto por 2 subgrupos: <ul style="list-style-type: none"> ❑ Subgrupo 1: formado por reglas no temporales. <i>If x_i is C_{io} and and x_k is C_{kp} then y_j is D_{jq}</i> ❑ Subgrupo 2: formado por reglas temporales con idéntico antecedente a las del subgrupo 1. <i>If x_i is C_{io} and and x_k is C_{kp} then y_j is D_{jq} while t_j is F_{js}</i>
	<ul style="list-style-type: none"> • Codificación: 3 cadenas de bits por regla. Longitud ($L_a+L_c+L_t$) 	<ul style="list-style-type: none"> • Codificación: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Subgrupo 1: 2 cadenas de bits por regla. Longitud (L_a+L_c) ✓ Subgrupo 2: 3 cadenas de bits por regla. Longitud ($L_a+L_c+L_t$)

Cuadro 4.5. Aplicación al Controlador Borroso Temporal de Algoritmos Genéticos y Algoritmos Genéticos Dirigidos. Estructura de las bases de conocimiento (II).

Controlador Borroso Temporal	Algoritmos Genéticos	Algoritmos Genéticos Dirigidos.
	1. Población inicial:	1. Población inicial:
Obtención de las bases de conocimiento:	Bases de conocimiento con contenido aleatorio.	<ul style="list-style-type: none"> • Obtención de base de conocimiento generatriz: Aplicación de Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Clásicos para obtener una buena base. • A partir de la base generatriz obtención de 20 bases, compuestas por: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Subgrupos de reglas no temporales. Iguales a subgrupos de base generatriz. ✓ Subgrupos de reglas temporales. Igual a subgrupo de reglas no temporales a la que se le añade un consecuente temporal por regla. ✓ Idénticas funciones de pertenencia de variables de contexto y operación (a las de la base generatriz). ✓ Idénticas funciones de pertenencia de conjuntos borrosos temporales. ✓ Idéntico valor del parámetro evaluación (próximo a cero). ✓ Diferente valor, por base, del parámetro Temporal.
	2. Selección:	Método ruleta.
	3. Entrecruzamiento:	2. Selección: Método ruleta.
	<ul style="list-style-type: none"> • Entrecruzamiento de bases. <ul style="list-style-type: none"> ✓ Entrecruzamiento de parámetros: Limitado al Temporal. • Entrecruzamiento de grupos. <ul style="list-style-type: none"> ✓ Entrecruzamiento de parámetros: Limitado al Temporal. 	3. Entrecruzamiento: <ul style="list-style-type: none"> • Entrecruzamiento de bases. <ul style="list-style-type: none"> ✓ Entrecruzamiento de parámetros: Limitado al Temporal. • Entrecruzamiento de grupos. <ul style="list-style-type: none"> ✓ Restringidos a los subgrupos temporales. ✓ Entrecruzamiento de parámetros: Limitado al Temporal.
	4. Mutación:	3. Entrecruzamiento:
	<ul style="list-style-type: none"> • Mutación de puntos. • Mutación de conjuntos borrosos. • Mutación de variables en las reglas. • Mutación del parámetro Temporal. 	4. Mutación: <ul style="list-style-type: none"> • Mutación de conjuntos borrosos. <ul style="list-style-type: none"> ✓ Restringidos a los conjuntos borrosos del consecuente y consecuente temporal. • Mutación del parámetro Temporal.
	5. Sustitución.	4. Mutación:
		5. Sustitución.

Cuadro 4.6. Aplicación al Controlador Borroso Temporal de Algoritmos Genéticos y Algoritmos Genéticos Dirigidos. Obtención de las bases de conocimiento.

Controlador Borroso Temporal Difuminado	Algoritmos Genéticos	Algoritmos Genéticos Dirigidos.
Estructura de las bases de conocimiento:	1. Dimensión del sistema:	1. Dimensión del sistema:
	<ul style="list-style-type: none"> • N variables entrada. • M variables salida. • $n = \{n_1, \dots, n_N\}$ etiquetas lingüísticas variables entrada. • $m = \{m_1, \dots, m_N\}$ etiquetas lingüísticas variables salida. • Etiquetas lingüísticas asociadas a la variable tiempo. 	<ul style="list-style-type: none"> • N variables entrada. • M variables salida. • $n = \{n_1, \dots, n_N\}$ etiquetas lingüísticas variables entrada. • $m = \{m_1, \dots, m_N\}$ etiquetas lingüísticas variables salida. • Etiquetas lingüísticas asociadas a la variable tiempo.
	2. Codificación base de datos:	2. Codificación base de datos:
	<ul style="list-style-type: none"> • Parámetros propios: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Número de variables (entero) ✓ Número de grupos (entero). ✓ Evaluación de la base (real). ✓ Parámetro Temporal (entero). ✓ Parámetros de Difuminación: a,b,c (real). • Funciones de pertenencia: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas antecedente: $L_a = \sum_{i=1}^N n_i$ ✓ Etiquetas lingüísticas consecuente: $L_c = \sum_{j=1}^M m_j$ ✓ Etiquetas lingüísticas variable temporal: L_t ✓ $L = L_a + L_c + L_t$ conjuntos borrosos. ✓ Funciones de pertenencia: array $((L_a + L_c) \times 4 + (L_t \times 3))$ números reales. 	<ul style="list-style-type: none"> • Parámetros propios: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Número de variables (entero) ✓ Número de grupos (entero). ✓ Evaluación de la base (real). ✓ Parámetro Temporal (entero). ✓ Parámetros de Difuminación: a,b,c (real). • Funciones de pertenencia: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas antecedente: $L_a = \sum_{i=1}^N n_i$ ✓ Etiquetas lingüísticas consecuente: $L_c = \sum_{j=1}^M m_j$ ✓ Etiquetas lingüísticas variable temporal: L_t ✓ $L = L_a + L_c + L_t$ conjuntos borrosos. ✓ Funciones de pertenencia: array $((L_a + L_c) \times 4 + (L_t \times 3))$ números reales.

Cuadro 4.7. Aplicación al Controlador Borroso Temporal Difuminado de Algoritmos Genéticos y Algoritmos Genéticos Dirigidos. Estructura de las bases de conocimiento (I).

Controlador Borroso Temporal Difuminado	Algoritmos Genéticos	Algoritmos Genéticos Dirigidos.
Estructura de las bases de conocimiento:	3. Codificación de la base de reglas:	3. Codificación de la base de reglas:
	<ul style="list-style-type: none"> • Estructura: <i>If x_i is $C_{i\alpha}$ and and x_k is $C_{k\beta}$ then y_j is $D_{j\gamma}$ while t_j is $F_{j\delta}$</i> 	<ul style="list-style-type: none"> • Estructura: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Grupo de reglas compuesto por 2 subgrupos: <ul style="list-style-type: none"> □ Subgrupo 1: formado por reglas no temporales. <i>If x_i is $C_{i\alpha}$ and and x_k is $C_{k\beta}$ then y_j is $D_{j\gamma}$</i> □ Subgrupo 2: formado por reglas temporales con idéntico antecedente a las del subgrupo 1. <i>If x_i is $C_{i\alpha}$ and and x_k is $C_{k\beta}$ then y_j is $D_{j\gamma}$ while t_j is $F_{j\delta}$</i>
	<ul style="list-style-type: none"> • Codificación: 3 cadenas de bits por regla. Longitud ($L_a+L_c+L_t$) 	<ul style="list-style-type: none"> • Codificación: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Subgrupo 1: 2 cadenas de bits por regla. Longitud (L_a+L_c) ✓ Subgrupo 2: 3 cadenas de bits por regla. Longitud ($L_a+L_c+L_t$)

Cuadro 4.8. Aplicación al Controlador Borroso Temporal Difuminado de Algoritmos Genéticos y Algoritmos Genéticos Dirigidos. Estructura de las bases de conocimiento (II).

Controlador Borroso Temporal Difuminado	Algoritmos Genéticos	Algoritmos Genéticos Dirigidos.		
		1. Población inicial:	1. Población inicial:	
Obtención de las bases de conocimiento:	Bases de conocimiento con contenido aleatorio.	<ul style="list-style-type: none"> • Obtención de base de conocimiento generatriz: Aplicación de Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos Clásicos para obtener una buena base. • A partir de la base generatriz obtención de 20 bases, compuestas por: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Subgrupos de reglas no temporales. Iguales a subgrupos de base generatriz. ✓ Subgrupos de reglas temporales. Igual a subgrupo de reglas no temporales a la que se le añade un consecuente temporal por regla. ✓ Idénticas funciones de pertenencia de variables de contexto y operación (a las de la base generatriz). ✓ Idénticas funciones de pertenencia de conjuntos borrosos temporales. ✓ Idéntico valor del parámetro evaluación (próximo a cero). ✓ Diferente valor, por base, de los parámetros de Difuminación y del parámetro Temporal. 		
	Selección:	Método ruleta.	Selección:	Método ruleta.
	3. Entrecruzamiento:	3. Entrecruzamiento:		
	<ul style="list-style-type: none"> • Entrecruzamiento de bases. Entrecruzamiento de parámetros: Limitado a Temporal y de Difuminación. • Entrecruzamiento de grupos. Entrecruzamiento de parámetros: Limitado a Temporal y de Difuminación. 	<ul style="list-style-type: none"> • Entrecruzamiento de bases. Entrecruzamiento de parámetros: Limitado a Temporal y de Difuminación. • Entrecruzamiento de grupos. Restringidos a los subgrupos temporales. Entrecruzamiento de parámetros: Limitado a Temporal y de Difuminación. 		
	4. Mutación:	4. Mutación:		
	<ul style="list-style-type: none"> • Mutación de puntos. • Mutación de conjuntos borrosos. • Mutación de variables en las reglas. • Mutación del parámetros Temporal y de Difuminación. 	<ul style="list-style-type: none"> • Mutación de conjuntos borrosos. Restringidos a los conjuntos borrosos del consecuente y consecuente temporal. • Mutación de parámetros Temporal y de Difuminación. 		
	5. Sustitución.	5. Sustitución.		

Cuadro 4.9. Aplicación al Controlador Borroso Temporal Difuminado de Algoritmos Genéticos y Algoritmos Genéticos Dirigidos. Obtención de las bases de conocimiento.

	Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Algoritmos Genéticos	Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido Algoritmos Genéticos Dirigidos.
Estructura de las bases de conocimiento:	1. Dimensión del sistema:	1. Dimensión del sistema:
	<ul style="list-style-type: none"> N variables entrada. M variables salida. $n = \{n_{11}, \dots, n_{1N}\}$ etiquetas lingüísticas variables entrada. $m = \{m_1, \dots, m_N\}$ etiquetas lingüísticas variables salida. Etiquetas lingüísticas asociadas al Cuantificador Borroso (n_2). Etiquetas lingüísticas asociadas a la Referencia Temporal (n_3). 	<ul style="list-style-type: none"> N variables entrada. M variables salida. $n = \{n_{11}, \dots, n_{1N}\}$ etiquetas lingüísticas variables entrada. $m = \{m_1, \dots, m_N\}$ etiquetas lingüísticas variables salida. Etiquetas lingüísticas asociadas al Cuantificador Borroso (n_2). Etiquetas lingüísticas asociadas a la Referencia Temporal (n_3).
		<ul style="list-style-type: none"> Etiquetas lingüísticas asociadas a la variable tiempo.
	2. Codificación base de datos:	2. Codificación base de datos:
	<ul style="list-style-type: none"> Parámetros propios: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Número de variables (entero). ✓ Número de grupos (entero). ✓ Evaluación de la base (real). ✓ Parámetro Temporizador (entero). 	<ul style="list-style-type: none"> Parámetros propios: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Número de variables (entero). ✓ Número de grupos (entero). ✓ Evaluación de la base (real). ✓ Parámetro Temporizador (entero).
	<ul style="list-style-type: none"> Funciones de pertenencia: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas antecedente: $L_{a1} = \sum_{i=1}^N n_{1i}$ ✓ Etiquetas lingüísticas consecuente: $L_c = \sum_{j=1}^M m_j$ ✓ Etiquetas lingüísticas Cuantificador borroso: $L_{a2}=n_2$ ✓ Etiquetas lingüísticas Referencia Temporal: $L_{a3}=n_3$ 	<ul style="list-style-type: none"> Parámetro Temporal (entero). ✓ Parámetros de Difuminación: a,b,c (real). Funciones de pertenencia: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas antecedente: $L_{a1} = \sum_{i=1}^N n_{1i}$ ✓ Etiquetas lingüísticas consecuente: $L_c = \sum_{j=1}^M m_j$ ✓ Etiquetas lingüísticas Cuantificador borroso: $L_{a2}=n_2$ ✓ Etiquetas lingüísticas Referencia Temporal: $L_{a3}=n_3$
<ul style="list-style-type: none"> ✓ $L = L_{a1} + L_{a2} + L_{a3} + L_c$ conjuntos borrosos. ✓ Funciones de pertenencia: array ($L \times 4$) números reales. 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Etiquetas lingüísticas variable temporal: L_t ✓ $L = L_{a1} + L_{a2} + L_{a3} + L_c + L_t$ conjuntos borrosos. ✓ Funciones de pertenencia: array ($((L_{a1} + L_{a2} + L_{a3} + L_c) \times 4 + (L_t \times 3))$) números reales. 	

Cuadro 4.10. Aplicación al Controlador Borroso basado en reglas Temporales de Algoritmos Genéticos y al Controlador Borroso basado en reglas Temporales Híbridos de Algoritmos Genéticos Dirigidos. Estructura de las bases de conocimiento (1).

	Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Algoritmos Genéticos	Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido Algoritmos Genéticos Dirigidos.
Estructura de las bases de conocimiento:	3. Codificación de la base de reglas:	3. Codificación de la base de reglas:
	<ul style="list-style-type: none"> Estructura: <i>if x_1 is A_{11} for Q_{11} of T_{11} and ... and x_m is A_{m1} for Q_{m1} of T_{m1} then y is B_1</i> 	<ul style="list-style-type: none"> Estructura: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Grupo de reglas compuesto por 2 subgrupos: <ul style="list-style-type: none"> □ Subgrupo 1: formado por reglas sin consecuente temporal. <i>if x_1 is A_{11} for Q_{11} of T_{11} and ... and x_m is A_{m1} for Q_{m1} of T_{m1} then y is B_1</i> □ Subgrupo 2: formado por reglas con consecuente temporal, con idéntico antecedente a las del subgrupo 1. <i>if x_1 is A_{11} for Q_{11} of T_{11} and ... and x_m is A_{m1} for Q_{m1} of T_{m1} then y is B_1 while t_j is F_{js}</i>
	<ul style="list-style-type: none"> Codificación: 2 cadenas de bits por regla. Longitud ($L_{an}+L_c$) $L_{an} = L_{a1} + L_{a2} + L_{a3}$ $L_{a2}=n_2.N$ $L_{a3}=n_3.N$ 	<ul style="list-style-type: none"> Codificación: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Subgrupo 1: 2 cadenas de bits por regla. Longitud ($L_{an}+L_c$) $L_{an} = L_{a1} + L_{a2} + L_{a3}$ $L_{a2}=n_2.N$ $L_{a3}=n_3.N$ ✓ Subgrupo 2: 3 cadenas de bits por regla. Longitud ($L_{an}+L_c+L_t$)

Cuadro 4.11. Aplicación al Controlador Borroso basado en reglas Temporales de Algoritmos Genéticos y al Controlador Borroso basado en reglas Temporales Híbridos de Algoritmos Genéticos Dirigidos. Estructura de las bases de conocimiento (II).

	Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Algoritmos Genéticos	Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido Algoritmos Genéticos Dirigidos.
Obtención de las bases de conocimiento:	1. Población inicial:	1. Población inicial:
	Bases de conocimiento con contenido aleatorio.	<ul style="list-style-type: none"> • Obtención de base de conocimiento generatriz: Aplicación de Algoritmos Genéticos aplicados a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales para obtener una buena base. • A partir de la base generatriz obtención de 20 bases, compuestas por: <ul style="list-style-type: none"> ✓ Subgrupos de reglas con consecuente no temporales. Iguales a subgrupos de base generatriz. ✓ Subgrupos de reglas con consecuente temporales. Igual a subgrupo de reglas con consecuente no temporales a la que se le añade un consecuente temporal por regla. ✓ Idénticas funciones de pertenencia de variables de contexto y operación, del Cuantificado y la Referencia Temporal (a las de la base generatriz). ✓ Idénticas funciones de pertenencia de conjuntos borrosos temporales. ✓ Idéntico valor del parámetro evaluación (próximo a cero). ✓ Diferente valor, por base, de los parámetros de Difuminación y del parámetro Temporal.
	2. Selección:	Método ruleta.
	3. Entrecruzamiento:	3. Entrecruzamiento:
	<ul style="list-style-type: none"> • Entrecruzamiento de bases. • Entrecruzamiento de grupos. 	<ul style="list-style-type: none"> • Entrecruzamiento de grupos. <ul style="list-style-type: none"> ✓ Restringidos a los subgrupos con consecuente temporales y parámetros Temporal y de Difuminación. ✓ Entrecruzamiento de parámetros: Limitado a Temporal y de Difuminación.
	4. Mutación:	4. Mutación:
<ul style="list-style-type: none"> • Mutación de puntos. • Mutación de conjuntos borrosos. • Mutación de variables en las reglas. • Mutación del parámetro Temporizador. 	<ul style="list-style-type: none"> • Mutación de conjuntos borrosos. <ul style="list-style-type: none"> ✓ Restringidos a los conjuntos borrosos del consecuente y consecuente temporal. • Mutación del parámetros Temporal y de Difuminación. 	
5. Sustitución.	5. Sustitución.	

Cuadro 4.12: Aplicación al Controlador Borroso basado en reglas Temporales de Algoritmos Genéticos y al Controlador Borroso basados en reglas Temporales Híbridos de Algoritmos Genéticos Dirigidos. Obtención de las bases de conocimiento.

Capítulo V:

APLICACIÓN DEL CONTROL BORROSO TEMPORAL DIFUMINADO EVOLUTIVO, AL ENCAMINAMIENTO ADAPTATIVO EN REDES DE COMUNICACIONES.

5. APLICACIÓN DEL CONTROL BORROSO TEMPORAL DIFUMINADO EVOLUTIVO, AL ENCAMINAMIENTO ADAPTATIVO EN REDES DE COMUNICACIONES.

5.1. Introducción.

En este capítulo nos planteamos el objetivo de intentar resolver, al menos en parte, los problemas asociados al encaminamiento adaptativo distribuido, expuestos en el apartado 2.6.7.:

- a) El empleo de una métrica pobre: fenómeno que ocurrirá si el indicador utilizado para evaluar la calidad de cada enlace no recoge adecuadamente los parámetros que principalmente definen la calidad de servicio en una red de conmutación de paquetes, entre ellos cabe destacar el retardo medio sufrido por los paquetes, la varianza en el retardo (jitter), la tasa de pérdidas de paquetes y el ancho de banda.
- b) El comportamiento estático entre instantes de muestreo, que conlleva que los métodos de encaminamiento adaptables podrán reaccionar ante cambios en la red, de forma diferida, sólo en los instantes de muestreo, comportándose en el resto del intervalo de muestreo como un algoritmo estático.
- c) Aparición de oscilaciones en el proceso de encaminamiento. En los sistemas de encaminamiento adaptativos, las rutas que comúnmente soportan una carga fuerte (con una métrica elevada) serán evitadas para encaminar, así como las rutas que soportan una carga débil (con una métrica baja) serán seleccionadas ahora para encaminar, hecho que causa una oscilación no esperada en el proceso de encaminamiento [CAR 98-1]. Si la ruta utilizada presenta una carga elevada, el retardo medio sufrido por los paquetes crece, si se producen oscilaciones en el proceso de encaminamiento la varianza del retardo sufrido por los paquetes también crece, y por tanto la evaluación de la prestaciones que ofrece la red decrece.

Para ello, con la finalidad de optimizar el comportamiento de una red de conmutación de paquetes se propone, en esta tesis, la aplicación del Control Borroso Temporal Difuminado Evolutivo al encaminamiento adaptativo en redes de comunicaciones.

Previamente a la exposición de la proposición enunciada, es necesario presentar una función que permita ofrecer una evaluación correcta y completa del comportamiento que sigue una red de conmutación de paquetes, aspecto que se aborda en el apartado 5.2.

En el apartado 5.3. se presenta un esquema de integración de un sistema borroso basado en reglas, en un proceso de encaminamiento adaptativo, en el contexto de una red de conmutación de paquetes.

En los siguientes apartados, se presenta la aplicación de diversos tipos de Controladores Borrosos Evolutivos al encaminamiento en redes; así en los apartados:

- a) 5.4. Se propone la utilización del Controlador Borroso Clásico.
- b) 5.5. Se propone la utilización del Controlador Borroso Temporal.
- c) 5.6. Se propone la utilización del Controlador Borroso Temporal Difuminado.
- d) 5.7. Se presenta la aplicación del Controlador Borroso basado en Reglas Temporales.
- e) 5.8. Se expone el empleo del Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido.

Para presentar los resultados experimentales de su aplicación, en el capítulo 6.

5.2. Evaluación del comportamiento de una red de conmutación de paquetes.

Tal como se ha expuesto en el apartado 2.6.2., se puede definir el encaminamiento [BER 92] [COM 00] [STA 00] [TAN 03] como un proceso mediante el cual tratamos de encontrar un camino entre dos puntos de la red: el nodo origen y el nodo destino. El objetivo que se persigue es encontrar las mejores rutas entre pares de nodos.

Por mejor ruta se entiende aquella que cumple alguna de estas condiciones [BER 92] [STA 00] [TAN 03]:

- a) Presenta el menor retardo medio de tránsito.
- b) Consigue mantener acotado el retardo, entre pares de nodos de la red.
- c) Consigue ofrecer altas cadencias efectivas, independientemente del retardo medio de tránsito.
- d) Ofrezca el menor coste.

Para la medida del coste, se utiliza el concepto de “métrica de red”, siendo múltiples las métricas que se pueden utilizar.

La política de encaminamiento debe orientarse a alcanzar una adecuada "Calidad de Servicio", para ello es esencial definir convenientemente tanto la métrica a utilizar, como la manera de evaluar el comportamiento de la red. En los apartados siguientes se presentan las distintas métricas que se propone utilizar, mientras que en este punto se realiza la exposición de la función de evaluación a emplear.

A la hora de elegir una función que nos sirva para evaluar el comportamiento de una red de conmutación de paquetes, debe tenerse en cuenta los requerimientos que han de cumplirse para que las rutas elegidas, en el proceso de encaminamiento, sean consideradas como óptimas.

Siguiendo dicha indicación, en esta tesis, con objetivo de evaluar las prestaciones de la red, se propone tomar en consideración, los siguientes aspectos:

- a) El Retardo Medio.
- b) La Varianza en el Retardo (jitter).
- c) La Tasa de Pérdidas.

Cada uno de los citados parámetros podrá contribuir de manera distinta al valor único entregado por la "función de evaluación", en virtud de la ponderación fijada para cada uno de ellos. En la propuesta presentada el peso dado a cada parámetro, ha sido asignado de manera heurística, en virtud de los requerimientos de Calidad de Servicio que podrían demandar un conjunto de aplicaciones típicas que emplean redes del tipo "best effort".

La asignación de las ponderaciones se ha realizado premiando aquellos aspectos que se consideran de mayor relevancia, en detrimento de aquellos otros que se estima son menos importantes, a la hora de definir la Calidad de Servicio demandada por el conjunto de aplicaciones de referencia. Siguiendo este criterio, los pesos asignados a cada parámetro son los siguientes [GAD 05-2] [GAD 05-1] [GAD 04-2] [GAD 04-1]:

- a) 70 % a la tasa de paquetes llegados con éxito.
- b) 24 % al retardo medio sufrido por lo paquetes al atravesar la red.
- c) 6 % a la varianza en el retardo.

Combinación que se obtiene con la siguiente expresión matemática:

$$E = 0,7 \cdot P + 0,3 \cdot (1 - (0,8 \cdot Rn + 0,2 \cdot Vn)) \quad (5.1.)$$

Donde:

“E”: Función de Evaluación.

“P”: (paquetes llegados con éxito / total paquetes) (%).

“Rn”: Retardo Medio normalizado.

“Vn”: Varianza del Retardo normalizada.

“R”: Retado Medio.

“V”: Varianza del Retardo.

Siendo:

$$Rn = R / (4. TAD) \quad (5.2.)$$

$$Vn = V / (4. TAD) \quad (5.3.)$$

“TAD”, se refiere al valor máximo del parámetro Retardo Medio Teórico (considerando el conjunto de enlaces), sufrido por los paquetes al atravesar cada uno de los enlaces de la red. Teniendo en cuenta que cada enlace se modela con un sistema de espera $M/M/1$, el valor tomado por dicho retardo, se obtiene operando sobre la siguiente expresión matemática:

$$TAD = \frac{1}{\mu(1-\rho)} \quad (5.4.)$$

Siendo:

$$\rho = \lambda / \mu \quad (5.5.)$$

donde:

“ λ ” es la tasa de llegadas de paquetes al enlace.

“ μ ” es la tasa de servicio de paquetes en el enlace.

5.3. Integración de un Controlador Borroso en una estrategia de encaminamiento adaptativa.

Tal como se ha indicado en el apartado anterior la adecuada elección de la métrica empleada tiene una elevada influencia en la adquisición de la Calidad de Servicio deseada.

En algunos trabajos anteriores [TAN 01-1] [TAN 01-2], se ha expuesto que la utilización de una única métrica, en un sistema de encaminamiento adaptativo distribuido, es insuficiente para reflejar el estado actual de un enlace. Se trata por tanto de una limitación en la precisión de la información sobre los enlaces, que es debida al propio protocolo de encaminamiento. Así mismo la precisión de la citada información está también determinada por la amplitud del intervalo de muestreo y actualización del estado de los enlaces, de la red de comunicaciones. Para obtener mayor precisión, puede ser útil considerar dos o más métricas (variables referidas al estado de los enlaces) y asociarlas, para generar una única métrica, que describa mejor el estado de los enlaces.

En esta tesis, y con el fin de mejorar la precisión aportada por la métrica elegida, se propone generar una nueva, mediante la combinación de dos métricas simples [GAD 05-2] [GAD 05-1] [GAD 04-2] [GAD 04-1]:

- a) El valor medio del retardo sufrido por los paquetes que atraviesan un enlace, en un intervalo de observación.
- b) La varianza del retardo (jitter) sufrido por los paquetes que atraviesan un enlace, en un intervalo de observación.

Para realizar la combinación de estas dos métricas, se empleará un sistema borroso basado en reglas, cuya integración en el proceso de encaminamiento, se resume en la siguiente figura.

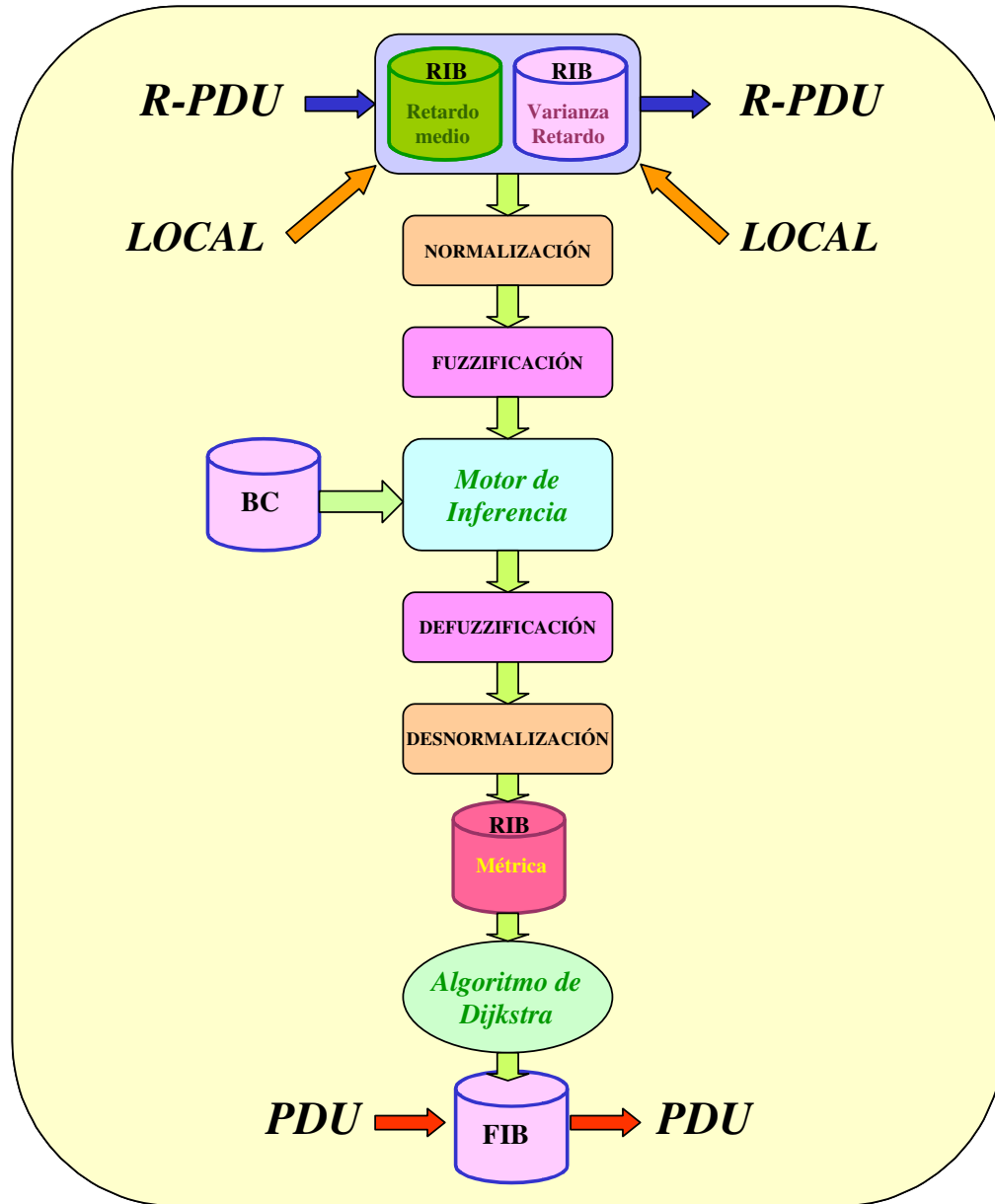


Figura 5.1. Estructura general de un nodo de conmutación de paquetes con encaminamiento basado en control borroso.

De cuya observación se puede destacar los siguientes aspectos:

- a) La base de información de encaminamiento (RIB) se encuentra dividida en dos, una de ellas almacenará el “retardo medio” asociado a cada enlace y la

otra acumulará su “varianza en el retardo”. Esta información se obtendrá de los datos contenidos en las “routings PDUs”, enviadas por los demás nodos de la red, así como del entorno local.

- b) Las variables de contexto del sistema borroso basado en reglas serán el retardo medio y la varianza en el retardo.
- c) Como resultado del proceso de inferencia borrosa se obtiene la métrica asociada a cada enlace, que es la única variable de operación. Ésta es introducida, tras su desnormalización, en una única tabla de información de encaminamiento (RIB).
- d) Como algoritmo de encaminamiento, se puede utilizar el de Dijkstra o cualquier otro, que permite calcular la ruta con menor métrica para llegar a cualquier nodo destino.
- e) El resultado final del proceso es la obtención de la tabla de encaminamiento (FIB), del tipo salto a salto.

Los valores de las variables de contexto, se obtendrán en el intervalo de muestreo previo al instante de cálculo de la métrica (variable de operación). La métrica, así obtenida, para cada enlace, tendrá un valor constante durante el próximo intervalo de muestreo. Posteriormente cada nodo ejecutará el algoritmo de Dijkstra (algoritmo de encaminamiento de camino más corto) para calcular la tabla de encaminamiento, cada “ T ” segundos (T es la amplitud de intervalo de muestreo).

5.4. Integración de un Controlador Borroso Clásico Evolutivo en una estrategia de encaminamiento adaptativa.

En una primera opción, para solventar los problemas asociados a la utilización de una métrica simple, se puede utilizar un Controlador Borroso Clásico para construir una métrica compuesta que permita realizar, razonablemente, un encaminamiento que satisfaga varios requerimientos de calidad de servicio [GAD 05-2] [GAD 05-1] [GAD 04-2] [GAD 04-1].

Para caracterizar completamente la integración de los Controladores Borrosos Clásicos, en el contexto de su aplicación al problema del encaminamiento, en redes de conmutación de paquetes, se va a presentar en detalle:

- a) El contenido de sus bases de conocimiento.
- b) La estrategia de razonamiento utilizada.
- c) La estructura que presenta el sistema borroso basado en reglas empleado.

- d) El algoritmo de aprendizaje evolutivo empleado para la adquisición del conocimiento.

Tal como se ha indicado en apartados anteriores, en los sistemas borrosos basados en reglas, la base de conocimiento se haya compuesta por una base de datos y una base de reglas:

- a) La base de datos contiene:
1. Un conjunto de parámetros propios del sistema borroso, que en el ámbito de esta aplicación se concretan en:
 - El número de variables que intervienen en el sistema borroso, que es de tres, y se desglosa en: retardo medio, varianza en el retardo y métrica.
 - El número de grupos de reglas, que es igual a uno, ya que sólo existe un única variable de operación, la métrica.

2. Un conjunto de definiciones de funciones de pertenencia de las etiquetas lingüísticas utilizadas, que en el ámbito de esta aplicación serán:
 - Para las variables de contexto:
 - El retardo medio.
 - La varianza en el retardo.

En ambas el número de conjuntos borrosos definidos es de tres.

- Para la variable de operación: la métrica.

El número de conjuntos borrosos empleados para caracterizar la métrica es de nueve, para poder así especificar con mayor granularidad el valor de la misma.

Tanto en las variables de contexto como de operación, sus funciones de pertenencia presentan forma trapezoidal, viniendo definidas por cuatro puntos, y estando normalizadas en el intervalo [0,1].

- b) La base de reglas está compuesta por un único grupo de reglas, que poseerá un número de reglas variable, siendo el formato de las reglas utilizadas el especificado en el apartado 4.2.1.1. para los Controladores Borrosos Clásicos.

La estrategia de razonamiento empleada por el motor de inferencias, es la presentada en el apartado 2.2.1.2. para los Controladores Borrosos Clásicos.

La estructura que presenta el sistema borroso basado en reglas empleado, es igual a la expuesta en el apartado 2.2.1.3. para el Controlador Borroso Clásico.

Para la adquisición del conocimiento, contenido en las bases de conocimiento, se propone el empleo de Algoritmos Genéticos Clásicos, cuya aplicación a los Controladores Borrosos Clásicos, ha sido presentada en el apartado 4.2.1.. Algoritmo éste que hace uso de bases de conocimiento, con el formato descrito en párrafos anteriores.

5.5. Integración de un Controlador Borroso Temporal Evolutivo en una estrategia de encaminamiento adaptativa.

En los sistemas de encaminamiento adaptativos, tanto en los clásicos como en los basados en control borroso, las rutas serán calculadas y actualizadas cada “T” segundos.

Por tanto, el primer problema observado, es la imposibilidad de reencaminar el tráfico en cualquier instante, quedando así mermada la adaptabilidad a cambios en la red.

Para salvar este escollo, es necesario que el sistema de encaminamiento pueda modificar el valor tomado por la métrica, de cada enlace, en cualquier instante de tiempo. Para conseguir este objetivo, se puede acudir al uso de Controladores Borrosos Temporales, que permiten retardar en el tiempo la actuación sobre su variable de operación (modificación del valor de la métrica) [GAD 05-2] [GAD 05-1] [GAD 04-2] [GAD 04-1].

Para caracterizar, en detalle, la integración de los Controladores Borrosos Temporales, en el contexto de su aplicación al problema del encaminamiento, en redes de conmutación de paquetes, se va a acometer el análisis de los siguientes aspectos:

- a) Contenido de sus bases de conocimiento.
- b) Estrategia de razonamiento utilizada.
- c) Estructura que presenta el sistema borroso basado en reglas empleado.
- d) Algoritmo de aprendizaje evolutivo empleado para la adquisición del conocimiento.

Prestando especial atención en las semejanzas y disparidades, respecto de los Controladores Borrosos Clásicos.

Así, para la base de conocimiento, que se haya compuesta por una base de datos y una base de reglas:

- a) La base de datos contiene:
 1. Un conjunto de parámetros propios del sistema borroso, que en el ámbito de esta aplicación se concretan en:
 - El número de variables que intervienen en el sistema borroso, que es de cuatro, y se desglosa en: retardo medio, varianza en el retardo, métrica y tiempo.
 - El número de grupos de reglas, que dependerá de del tipo de algoritmo de aprendizaje empleado, para los:
 - Algoritmos Genéticos Clásicos, se emplea un único grupo de reglas.
 - Algoritmos Genéticos Dirigidos, serán dos los grupos que aparecen.
 - El Parámetro Temporal “ T ”, que nos informa del periodo de tiempo máximo de vigencia de la métrica calculada.
 2. Un conjunto de definiciones de funciones de pertenencia, de las etiquetas lingüísticas utilizadas, que en el ámbito de esta aplicación contendrá:
 - Las especificadas para los Controladores Borrosos Clásicos.
 - Las correspondientes a las funciones de pertenencia de la variable tiempo.
- b) La base de reglas está compuesta por uno o dos grupo de reglas, siendo el formato de las reglas utilizadas el especificado en el apartado 4.2.1.1. para los controladores borrosos temporales.

El número de grupos de reglas que conforma la base, y la estructura de los mismo, dependerá del tipo de algoritmo de aprendizaje empleado, así si usa:

1. Algoritmos Genéticos Clásicos.

El único grupo de reglas existente está formado un número variable de las mismas formado por reglas temporales, sin ninguna estructura predeterminada.

2. Algoritmos Genéticos Dirigidos.

Existen dos grupos de reglas:

- Un grupo formado por reglas no temporales.
- Un grupo formado por reglas temporales, cuyo antecedente será idéntico al de alguna regla incluida en el grupo no temporal.

Ambos grupos poseerán un número de reglas variables.

La estrategia de razonamiento empleada por el motor de inferencias, es la presentada en el apartado 2.2.3.2. para los Controladores Borrosos Temporales.

La estructura que presenta el sistema borroso basado en reglas empleado, es igual a la expuesta en el apartado 2.2.1.3. para el Controlador Borroso Clásico.

Para la adquisición del conocimiento, contenido en las bases de conocimiento, se puede utilizar los Algoritmos Genéticos, en su versión:

- a) Clásica, cuya aplicación a los Controladores Borrosos Temporales, descrita en el apartado 4.2.1., presenta importantes inconvenientes (apartado 4.2.1.5).
- b) Dirigida, cuya aplicación a los Controladores Borrosos Temporales, descrita en el apartado 4.2.2., resuelve, en parte, los problemas detectados en los Algoritmos Genéticos Clásicos.

Ambos algoritmos hacen uso de bases de conocimiento, con el formato descrito en párrafos anteriores.

5.6. Integración de un Controlador Borroso Temporal Difuminado Evolutivo en una estrategia de encaminamiento adaptativa.

Para salvar la problemática asociada a los Controladores Borrosos Temporales, se puede recurrir a la utilización de Controladores Borrosos Temporales Difuminados, cuyo motor de inferencias permite aumentar el intervalo de actuación temporal de la acción correctora (métrica), sin aumentar su influencia global sobre el sistema, aumentando así la probabilidad de ubicar correctamente la acción correctora (métrica) [GAD00-2] [GAD01-2] [GAD 05-2] [GAD 05-1] [GAD 04-2] [GAD 04-1].

Estos controladores gozarán de la capacidad de programar de manera difuminada acciones diferidas en el tiempo. Esta habilidad, deberá permitir programar la modificación del encaminamiento, dentro del intervalo de muestreo, sin tener que esperar a la llegada del próximo instante de muestreo, con una mayor probabilidad para prevenir la degradación de las prestaciones de la red.

Para caracterizar, en detalle, la integración de los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, en el contexto de su aplicación al problema del encaminamiento, en redes de conmutación de paquetes, se va a abordar el estudio de los siguientes puntos:

- a) Contenido de sus bases de conocimiento.
- b) Estrategia de razonamiento utilizada.
- c) Estructura que presenta el sistema borroso basado en reglas empleado.
- d) Algoritmo de aprendizaje evolutivo empleado para la adquisición del conocimiento.

Prestando especial atención en las similitudes y diferencias, respecto de los Controladores Borrosos Temporales.

Así, para la base de conocimiento, que se haya compuesta por una base de datos y una base de reglas.

- a) La base de datos contiene:
 1. Un conjunto de parámetros propios del sistema borroso, que en el ámbito de esta aplicación se concretan en:
 - Los específicos de los Controladores Borroso Temporales.
 - Los Parámetros de Difuminación “*a*”, “*b*” y “*c*”, que modelan la concentración-expansión de las regiones temporales transformadas y la atenuación de las alturas de los conjuntos borrosos temporales transformados.
 2. Un conjunto de definiciones de funciones de pertenencia, de las etiquetas lingüísticas utilizadas, que en el ámbito de esta aplicación contendrá las mismas especificadas para los Controladores Borrosos Temporales.
- b) La base de reglas está compuesta por uno o dos grupo de reglas, siendo el formato de las reglas utilizadas el especificado en el apartado 4.2.1.1. para los Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

El número de grupos de reglas que conforma la base, y la estructura de los mismo, dependerá del tipo de algoritmo de aprendizaje empleado, siguiendo el mismo patrón descrito en el apartado anterior, para los Controladores Borrosos Temporales.

La estrategia de razonamiento empleada por el motor de inferencias, es la presentada en el apartado 3.3.2. para los Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

La estructura que presenta el sistema borroso basado en reglas empleado, es igual a la expuesta en el apartado 2.2.1.3. para el Controlador Borroso Clásico.

Para la adquisición del conocimiento, contenido en las bases de conocimiento, se puede utilizar los Algoritmos Genéticos, en su versión:

- a) Clásica, cuya aplicación a los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, descrita en el apartado 4.2.1., presenta importantes inconvenientes (apartado 4.2.1.5).
- b) Dirigida, cuya aplicación a los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, descrita en el apartado 4.2.3., resuelve, en parte, los problemas detectados en los Algoritmos Genéticos Clásicos.

Ambos algoritmos hacen uso de bases de conocimiento, con el formato descrito en párrafos anteriores.

5.7. Integración de un Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Evolutivo en una estrategia de encaminamiento adaptativa.

Para evitar el problema de la aparición de oscilaciones en el proceso de encaminamiento, puede ser interesante tener en cuenta la información sobre el estado de los enlaces (retardo medio sufrido por los paquetes, varianza del retardo sufrido por los paquetes) no sólo en el último intervalo de muestreo, sino también en intervalos anteriores, para así poder obtener una métrica que no presente grandes oscilaciones. Para conseguir este objetivo, se puede acudir a la utilización de Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, que permita obtener valores de la métrica, que se adapten a diferentes circunstancias, evitando la congestión de los enlaces, a la vez que grandes oscilaciones en los valores tomados por dicha métrica [GAD 05-2] [GAD 05-1].

Para caracterizar completamente la integración de los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, en el contexto de su aplicación al problema del encaminamiento, en redes de conmutación de paquetes, se va a presentar en detalle:

- a) El contenido de sus bases de conocimiento.
- b) La estrategia de razonamiento utilizada.

- c) La estructura que presenta el sistema borroso basado en reglas empleado.
- d) El algoritmo de aprendizaje evolutivo empleado para la adquisición del conocimiento.

Prestando especial atención en las semejanzas y diferencias, respecto de los Controladores Borrosos Clásicos.

Así, para la base de conocimiento, que se haya compuesta por una base de datos y una base de reglas.

- a) La base de datos contiene:
 - 1. Un conjunto de parámetros propios del sistema borroso, que en el ámbito de esta aplicación se concretan en:
 - Los específicos de los Controladores Borroso Clásicos.
 - El factor de escalado temporal “*Temporizador*”, que contiene la información necesaria para realizar la desnormalización del intervalo de definición de una entidad temporal borrosa.
 - 2. Un conjunto de definiciones de funciones de pertenencia, de las etiquetas lingüísticas utilizadas, que en el ámbito de esta aplicación contendrá:
 - Las especificadas para los Controladores Borrosos Clásicos.
 - Las correspondientes a las funciones de pertenencia de:
 - El Cuantificador Borroso, relativo a las variables de contexto.
 - La Referencia Temporal, relativa a las variables de contexto.
- b) La base de reglas está compuesta por un único grupo de reglas, que poseerá un número de reglas variable, siendo el formato de las reglas utilizadas el especificado en los apartados 2.2.4.1.1. y 4.3.1.1..

La estrategia de razonamiento empleada por el motor de inferencias, es la presentada en el apartado 2.2.4.2. para los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

La estructura que presenta el sistema borroso basado en reglas empleado, es igual a la expuesta en el apartado 2.2.1.3. para el Controlador Borroso Clásico.

Para la adquisición del conocimiento, contenido en las bases de conocimiento, se propone el empleo de Algoritmos Genéticos Clásicos, cuya aplicación a los

Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, ha sido presentada en el apartado 4.3.1.. Algoritmo este que hace uso de bases de conocimiento, con el formato descrito en párrafos anteriores.

5.8. Integración de un Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido Evolutivo en una estrategia de encaminamiento adaptativa.

En los sistemas de encaminamiento adaptativos, sustentados en un Controlador Borroso basado en Regla Temporales, las rutas serán calculadas y actualizadas cada T segundos, observándose, por tanto, la imposibilidad de reencaminar el tráfico en cualquier instante, quedando así mermada la adaptabilidad a cambios en la red.

Para salvar este escollo, es necesario que el sistema de encaminamiento pueda modificar el valor tomado por la métrica, de cada enlace, en cualquier instante de tiempo. Para conseguir este objetivo, se puede acudir al uso de Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbrido, que permiten retardar en el tiempo la actuación sobre su variable de operación (modificación del valor de la métrica).

Para caracterizar, en detalle, la integración de los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbrido, en el contexto de su aplicación al problema del encaminamiento, en redes de conmutación de paquetes, se va a abordar el estudio de los siguientes puntos:

- a) Contenido de sus bases de conocimiento.
- b) Estrategia de razonamiento utilizada.
- c) Estructura que presenta el sistema borroso basado en reglas empleado.
- d) Algoritmo de aprendizaje evolutivo empleado para la adquisición del conocimiento.

Prestando especial atención en las similitudes y diferencias, respecto de los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

Así, para la base de conocimiento, que se haya compuesta por una base de datos y una base de reglas:

- a) La base de datos contiene:
 1. Un conjunto de parámetros propios del sistema borroso, que en el ámbito de esta aplicación se concretan en:

- Los específicos de los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.
 - El Parámetro Temporal “*T*”, que nos informa del periodo de tiempo máximo de vigencia de la métrica calculada.
 - Los Parámetros de Difuminación “*a*”, “*b*” y “*c*”, que modelan la concentración-expansión de las regiones temporales transformadas y la atenuación de las alturas de los conjuntos borrosos temporales transformados.
2. Un conjunto de definiciones de funciones de pertenencia, de las etiquetas lingüísticas utilizadas, que en el ámbito de esta aplicación contendrá:
- Las especificadas para los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.
 - Las correspondientes a las funciones de pertenencia de la variable tiempo.
- b) La base de reglas está compuesta por dos grupo de reglas, siendo el formato de cada uno de ellos el especificado en el apartado 4.3.2.1..

La estrategia de razonamiento empleada por el motor de inferencias, es la presentada en el apartado 3.5.2. para los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.

La estructura que presenta el sistema borroso basado en reglas empleado, es igual a la expuesta en el apartado 2.2.1.3. para el Controlador Borroso Clásico.

Para la adquisición del conocimiento, contenido en las bases de conocimiento, se puede utilizar los Algoritmos Genéticos, en su versión Dirigida, cuya aplicación a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos, es descrita en el apartado 4.3.2.. Algoritmo éste que hace uso de bases de conocimiento, con el formato descrito en párrafos anteriores.

5.9. Conclusión.

A modo de resumen se presentan un cuadro comparativo, en el que se sintetiza las diferencias y similitudes de los elementos básicos que caracterizan las diferentes propuestas de integración de los controladores borrosos y algoritmos genéticos, estudiados en los capítulos anteriores, en una estrategia de encaminamiento adaptativa.

Integración de Controlador Borroso Evolutivo en estrategia de encaminamiento adaptativa		Controlador Borroso Clásicos	Controlador Borroso Temporal	Controlador Borroso Temporal Difuminado	Controlador Borroso Basado en Reglas Temporales	Controlador Borroso Basado en Reglas Temporales Híbrido
Base de datos	Parámetros propios	<ul style="list-style-type: none"> • Nº de variables • Nº de grupos de reglas 	<ul style="list-style-type: none"> • Nº de variables. • Nº de grupos de reglas • Parámetro Temporal 	<ul style="list-style-type: none"> • Nº de variables. • Nº de grupos de reglas • Parámetro Temporal 	<ul style="list-style-type: none"> • Nº de variables • Nº de grupos de reglas • Parámetro Temporizador 	<ul style="list-style-type: none"> • Nº de variables • Nº de grupos de reglas • Parámetro Temporizador
	Variables de contexto	<ul style="list-style-type: none"> • Retardo medio • Varianza en el retardo 	<ul style="list-style-type: none"> • Retardo medio • Varianza en el retardo 	<ul style="list-style-type: none"> • Retardo medio • Varianza en el retardo 	<ul style="list-style-type: none"> • Retardo medio • Varianza en retardo • Cuantificador • Referencia temporal 	<ul style="list-style-type: none"> • Retardo medio • Varianza en retardo • Cuantificador • Referencia temporal
	Variable de operación	Métrica	<ul style="list-style-type: none"> • Métrica • Variable temporal asociada a la métrica 	<ul style="list-style-type: none"> • Métrica • Variable temporal asociada a la métrica 	<ul style="list-style-type: none"> • Métrica • Variable temporal asociada a la métrica 	Métrica
Base de reglas		Grupo de reglas de aplicación inmediata	<ul style="list-style-type: none"> • Grupo de reglas de aplicación inmediata • Grupo de reglas de aplicación diferida 	<ul style="list-style-type: none"> • Grupo de reglas de aplicación inmediata • Grupo de reglas de aplicación diferida 	Grupo de reglas de aplicación inmediata	<ul style="list-style-type: none"> • Grupo de reglas de aplicación inmediata • Grupo de reglas de aplicación diferida
Estrategia de razonamiento		Motor Controlador Borroso Clásico	Motor Controlador Borroso Temporal	Motor Controlador Borroso Temporal Difuminado	Motor Controlador Borroso basado en Reglas Temporales	Motor Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido
Estructura del sistema borroso		Genérica para controlador borroso.	Genérica para controlador borroso.	Genérica para controlador borroso.	Genérica para controlador borroso.	Genérica para controlador borroso.
Algoritmo de aprendizaje evolutivo		Algoritmos Genéticos Clásicos	Algoritmos Genéticos Dirigidos	Algoritmos Genéticos Dirigidos	Algoritmos Genéticos Clásicos	Algoritmos Genéticos Dirigidos

Cuadro 5.1. Integración de los Controladores Borrosos y Algoritmos Genéticos en estrategia de encaminamiento adaptativa.

Capítulo VI:

RESULTADOS OBTENIDOS.

6. RESULTADOS OBTENIDOS.

6.1. Introducción.

En este capítulo, en primer lugar, se va a describir las características del sistema experimental, que ha sido empleado para comprobar la idoneidad de las contribuciones expuestas en esta tesis.

En este sentido, para verificar el provecho de la aplicación, de las mencionadas aportaciones borroso-genéticas, al campo del encaminamiento en redes de comunicaciones, se ha empleado un entorno de simulación de redes de comunicaciones de conmutación de paquetes, cuyas características serán descritas más adelante.

Una vez descrito el sistema experimental, es necesario diseñar los experimentos a realizar, para así verificar la idoneidad de las aportaciones propuestas.

Para que la valoración, de la aplicación experimental de las aportaciones realizadas, sea fideligna, es necesario prestar especial atención a los siguientes aspectos:

- a) Diseño de experimentos, encaminados a evaluar el comportamiento del sistema experimental empleado.
- b) Diseño de experimentos, dirigidos a la adquisición de conocimiento necesario para el correcto funcionamiento de los controladores borrosos.
- c) Diseño de experimentos, orientados a comparar el comportamiento de distintos sistemas de control borroso evolutivo y clásico.

Tras la planificación del conjunto de experimentos, y la ejecución de los mismos se procederá a la descripción de los resultados obtenidos.

Por último se procederá a comentar los citados resultados experimentales, justificando la idoneidad de los mismos, a fin de verificar la utilidad de las propuestas contenidas en esta tesis doctoral.

6.2. Características del sistema experimental empleado.

La integración del sistema experimental dentro del controlador borroso se puede observar en la figura 6.1. En ella se advierte como las variables de salida del sistema experimental a controlar, que informan del estado de dicho sistema, se constituyen

en las variables de contexto del sistema borroso basado en reglas, al tiempo que las variables de entrada del sistema experimental, que se utilizan para actuar sobre el mismo, a fin de variar sus estados en el sentido adecuado, se constituyen en las variables de operación del sistema borroso basado en reglas.

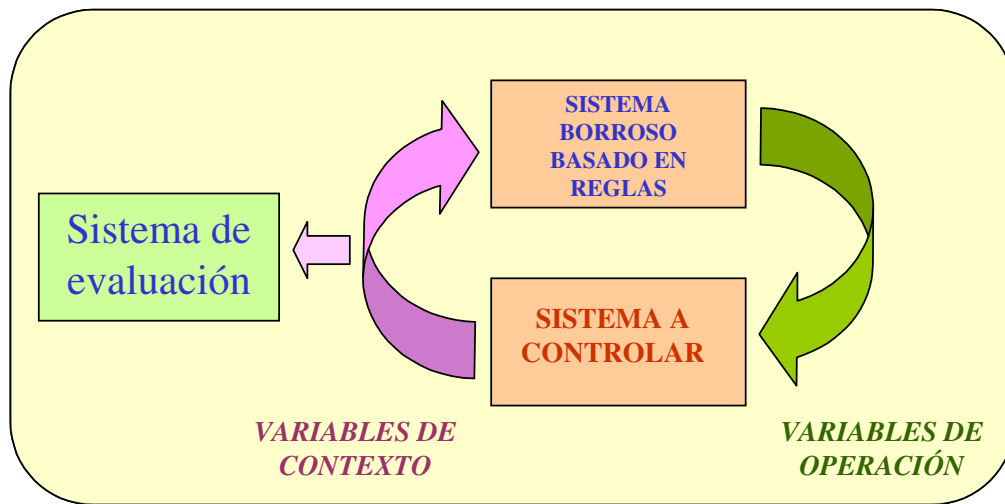


Figura 6.1. Integración del sistema experimental en el controlador borroso.

6.2.1. Simulador de redes de conmutación de paquetes.

Para comprobar la viabilidad y conveniencia de la utilización de los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, aplicados al encaminamiento adaptativo distribuido, se ha simulado el comportamiento de la red que se muestra en la figura 6.2., caracterizada por ofrecer la posibilidad de establecer caminos alternativos, para la mayor parte de los flujos de paquetes programados.

Para ello se ha utilizado un entorno de simulación basado en eventos discretos, que ha sido programado en lenguaje C++. Se ha optado por esta opción para facilitar la integración de la herramienta de simulación de redes con los desarrollos, elaborados con anterioridad, a saber:

- a) El software que implementa el Controlador Borroso Clásico, el Temporal y el Temporal Difuminado.
- b) El software que implementa los Algoritmos Genéticos y su variante "Dirigida".

A la hora de la elección de esta opción, también se tuvo en cuenta la dificultad añadida de programar una herramienta de simulación, en un lenguaje de alto nivel, frente a la opción de elegir una herramienta de simulación estándar, e integrarle el software borroso-genético, previamente elaborado.

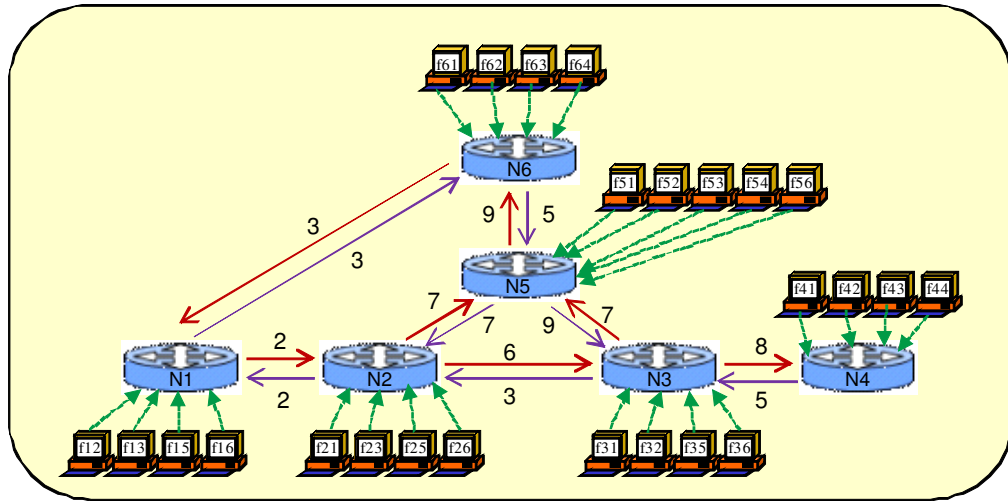


Figura 6.2. Modelo de red.

En este modelo [GAD 08] se puede observar 6 nodos con 26 fuentes generadoras de paquetes (f_{ij} , "i" es el nodo origen y "j" es el nodo destino de los paquetes). Todos los enlaces presentan un ancho de banda de 10 kbps¹, y cada enlace se ha modelado como un sistema de cola M/M/1, siendo el número situado sobre cada enlace, la métrica inicial.

En cada fuente de paquetes, el tráfico ofrecido se modela mediante dos procesos estocásticos:

- El tiempo entre llegada de paquetes, que presenta distribución exponencial, con valor medio " τ ", en este caso $\tau = 0,1$ s.
- El tiempo de servicio demandado por cada paquete, que presenta una distribución exponencial, con valor medio "S". En el ejemplo que se presenta "S" varía desde 0,02 hasta 0,09 s., y por tanto, el tamaño de paquete variará desde 200 hasta 900 bits.

¹ En realidad se podría haber utilizado cualquier velocidad en los enlaces, adecuando el tamaño de los paquetes, para conseguir que el factor de utilización del sistema de espera varíe entre 0,2 (carga muy pequeña) y 0,9 (carga muy alta).

La integración de un sistema borroso basado en reglas en el proceso de encaminamiento, que tiene lugar en cada nodo del entorno de simulación, sigue el esquema presentado en la figura 5.1.

6.3. Diseño de los experimentos realizados.

En este apartado, para el sistema experimental presentado, se describe el conjunto de experimentos diseñados para verificar la idoneidad de las aportaciones propuestas.

6.3.1. Experimentos diseñados para evaluar el comportamiento del sistema experimental.

Para que la evaluación obtenida, de el comportamiento del sistema experimental, sea la adecuada, no solamente es necesario elegir correctamente la función de evaluación empleada, sino que además es indispensable diseñar apropiadamente los experimentos a realizar, para que, de esta manera, los resultados obtenidos sean significativos.

Para obtener una correcta evaluación de las prestaciones de la red, se propone simular el comportamiento de la red, bajo diferentes situaciones, así:

- a) En el proceso de aprendizaje:
 1. En entornos de tráfico con carga variada [GAD 08]:
 - Con cinco niveles de carga de tráfico, para todas las fuentes de paquetes. (ρ): 0.2, 0.35, 0.5, 0.65, 0.8.
 - Una única simulación para cada nivel de carga de tráfico.
 - Un intervalo de simulación: 10 s.
 - Un intervalo de muestreo: 1 s.
 2. En entornos de tráfico con carga alta:
 - Con dos niveles de carga de tráfico, para todas las fuentes de paquetes. (ρ): 0.65 y 0.8.
 - Una única simulación para cada nivel de carga de tráfico.

- Un intervalo de simulación: 10 s.
 - Un intervalo de muestreo: 2 s.
- b) En el proceso de evaluación final de las prestaciones de la red:
1. En entornos de tráfico con carga variada [GAD 08]:
 - Con ocho niveles de carga de tráfico, para todas las fuentes de paquetes. (ρ): 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9.
 - Para cada nivel de carga de tráfico, se ejecutan cuarenta simulaciones, cada una con una semilla distinta. Que son usadas para generar dos secuencias de números pseudoaleatorias, a fin de modelar el tráfico.
 - Un intervalo de simulación: 50 s.
 - Un intervalo de muestreo: 1 s.
 2. En entornos de tráfico con carga alta:
 - Con cuatro niveles de carga de tráfico, para todas las fuentes de paquetes. (ρ): 0.6, 0.7, 0.8, 0.9.
 - Para cada nivel de carga de tráfico, se ejecutan cuarenta simulaciones, cada una con una semilla distinta. Que son usadas para generar dos secuencias de números pseudoaleatorias, a fin de modelar el tráfico.
 - Un intervalo de simulación: 50 s.
 - Un intervalo de muestreo: 2 s.

En estos experimentos:

- a) El significado de los parámetros TAD , " Rn " y " Vn ", empleados en la función de evaluación, han sido definidos en el apartado 5.2.

Donde, para todos y cada uno de los enlaces, de la red considerada, los valores tomados por los parámetros (en valores medios) que describen el comportamiento del tráfico son:

1. $\lambda = 10$ paquetes / segundo. (Tasa de paquetes).
2. $Lp = 800$ b. (Longitud de los paquetes).
3. $Ve = 10$ kbps. (Velocidad de los enlaces).

Y teniendo en cuenta las siguientes relaciones:

$$\mu = L\rho / Ve \quad \rho = \lambda / \mu \quad (6.1.)$$

Operando, se obtendrá el valor tomado por *TAD*.

- b) Para cada nivel de carga, la evaluación se obtiene como promedio de todas las evaluaciones realizadas.
- c) La evaluación global se obtiene como promedio de las evaluaciones asociadas a cada nivel de carga.

6.3.2. Experimentos orientados a la adquisición del conocimiento.

A la hora de describir los experimentos diseñados para a la adquisición de conocimiento, en sistemas borroso-genéticos aplicados al encaminamiento, conviene definir:

- a) Los elementos del Controlador Borroso, para las distintas estrategias de control borroso a simular.
- b) Los parámetros de los Algoritmos Genéticos aplicados a los distintos controladores borrosos.

6.3.2.1. Caracterización de los Controladores Borrosos aplicados al encaminamiento, empleados en sistemas experimentales de adquisición de conocimiento.

Según se ha expuesto con anterioridad, los Controladores Borrosos Temporales, los Borrosos Temporales Difuminados, los Borrosos con Reglas Temporales, y finalmente los Borrosos con Reglas Temporales Híbridos, se pueden considerar como una extensión de los Controladores Borrosos Clásicos. Por ello, a la hora de definir las características de estos sistemas, en el ámbito de los experimentos propuestos para la adquisición de conocimiento, se va describir primero, el sistema basado en Control Borroso Clásico, para posteriormente detallar las particularidades que los demás sistemas experimentales incorporan.

- a) Caracterización del sistema experimental basado en Control Borroso Clásico:

A continuación se describen brevemente los elementos del sistema controlador:

1. Variables de contexto: retardo medio y varianza en el retardo (jitter).

2. Variables de operación: métrica.

3. Conjuntos borrosos:

○ Formato de las funciones de pertenencia:

- Retardo medio, varianza en el retardo y métrica: trapezoidal.

○ Número:

- Retardo medio, varianza en el retardo: 3.
- Métrica: 9.

b) Caracterización del sistema experimental basado en Control Borroso Temporal y Temporal Difuminado:

En este punto, se describe brevemente los elementos particulares, que estos dos controladores incorpora:

1. Variables de contexto: retardo medio y varianza en el retardo (jitter).

2. Variables de operación: métrica.

Asociada a la métrica, cada regla contiene una nueva variable de operación llamada *tiempo*, que es encargada de la ubicación temporal de la métrica.

3. Conjuntos borrosos:

○ Formato de las funciones de pertenencia:

- Retardo medio, varianza en el retardo y métrica: trapezoidal, definido por cuatro puntos de la recta real.
- Tiempo: triangular, definido por tres puntos de la recta real.

Presentado sus conjuntos borroso una distribución uniforme en el intervalo $[0,1]$.

○ Número:

- Retardo medio, varianza en el retardo: 3.

- Métrica: 9.
 - Tiempo: 5.
- c) Caracterización del sistema experimental basado en Control Borroso con Reglas Temporales:

A continuación se describen brevemente los elementos del sistema controlador:

1. Variables de contexto: retardo medio y varianza en el retardo (jitter).

Asociado a cada variable de contexto se define un cuantificador borroso “Q” y una referencia temporal “T”, cuyos significados han sido descritos en el apartado 2.2.4.1.1.

2. Variables de operación: métrica.

3. Conjuntos borrosos:

- Formato de las funciones de pertenencia:

- Retardo medio, varianza en el retardo y métrica: trapezoidal, definido por cuatro puntos de la recta real.
- Cuantificador borroso “Q”: trapezoidal, definido por cuatro puntos de la recta real.
- Referencia temporal “T”: trapezoidal, definido por cuatro puntos de la recta real.

- Número:

- Retardo medio, varianza en el retardo: 3.
- Métrica: 9.
- Cuantificador borroso “Q”: 7.
- Referencia temporal “T”: 5.

- d) Caracterización del sistema experimental basado en Control Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido:

En este punto, se describe brevemente los elementos particulares, que este controlador incorpora:

1. Variables de contexto: retardo medio y varianza en el retardo (jitter).

Asociado a cada variable de contexto se define un cuantificador borroso "Q" y una referencia temporal "T", cuyos significados han sido descritos en el apartado 2.2.4.1.1.

2. Variables de operación: métrica.

Asociada a la métrica, cada regla contiene una nueva variable de operación llamada *tiempo*, que es encargada de la ubicación temporal de la métrica.

3. Conjuntos borrosos:

o Formato de las funciones de pertenencia:

- Retardo medio, varianza en el retardo y métrica: trapezoidal, definido por cuatro puntos de la recta real.
- Tiempo: triangular, definido por tres puntos de la recta real.

Presentado sus conjuntos borroso una distribución uniforme en el intervalo [0,1].

- Cuantificador borroso "Q": trapezoidal, definido por cuatro puntos de la recta real.
- Referencia temporal "T": trapezoidal, definido por cuatro puntos de la recta real.

o Número:

- Retardo medio, varianza en el retardo: 3.
- Métrica: 9.
- Tiempo: 5.
- Cuantificador borroso "Q": 7.
- Referencia temporal "T": 5.

En el cuadro 6.1. se presenta un resumen de las características de los Controladores Borrosos aplicados al encaminamiento, empleados en sistemas experimentales de adquisición de conocimiento.

	Controlado Borroso Clásicos	Controlador Borroso Temporal	Controlador Borroso Temporal Difuminado	Controlador Borroso Basado en Reglas Temporales	Controlador Borroso Basado en Reglas Temporales Híbrido
Variables de contexto	Retardo medio, varianza en retardo	Retardo medio, varianza en retardo	Retardo medio, varianza en retardo	Retardo medio, varianza en retardo	Retardo medio, varianza en retardo
Variables de operación	Métrica	Métrica	Métrica	Métrica	Métrica
Conjuntos borrosos: formato de funciones de pertenencia	Retardo medio, varianza y métrica: trapecoidal	Retardo medio, varianza y métrica: trapecoidal	Retardo medio, varianza y métrica: trapecoidal	Retardo medio, varianza y métrica: trapecoidal	Retardo medio, varianza y métrica: trapecoidal
		Tiempo: triangular	Tiempo: triangular		Tiempo: triangular
				Cuantificador Borroso: trapecoidal	Cuantificador Borroso: trapecoidal
				Referencia Temporal: trapecoidal	Referencia Temporal: trapecoidal
Conjuntos borrosos: número	Retardo medio, varianza: 9	Retardo medio, varianza: 9	Retardo medio, varianza: 9	Retardo medio, varianza: 9	Retardo medio, varianza: 9
	Métrica: 5	Métrica: 5	Métrica: 5	Métrica: 5	Métrica: 5
		Tiempo: 5	Tiempo: 5		Tiempo: 5
				Cuantificador borroso: 7	Cuantificador borroso: 7
				Referencia Temporal: 5	Referencia Temporal: 5

Cuadro 6.1. Caracterización de los sistemas experimentales basados en diferentes Controladores Borrosos.

6.3.2.2. Caracterización de los sistemas experimentales de aprendizaje genético aplicado al control borroso del encaminamiento.

En anterior apartado se ha presentado las características de los Algoritmos Genéticos y Algoritmos Genéticos Dirigidos, aplicados sobre distintos sistemas borrosos basados en reglas, empleados para la optimización del encaminamiento. Dichas descripciones se han centrado en dos aspectos fundamentales: la estructura de las bases de conocimiento, y el mecanismo de obtención de la base de conocimiento óptima. En este apartado se va a detallar el valor dado, a los parámetros que caracterizan el comportamiento de estos algoritmos, en los distintos experimentos diseñados para la obtención de conocimiento. Siendo estos:

- a) Experimentos diseñado para el aprendizaje con Algoritmos Genéticos en sistemas con Control Borroso Clásico.
 - 1. Número de generaciones: 1200.
 - 2. Tamaño de la población: 20 bases de conocimiento.
 - 3. Tasa de selección: 60 %.
 - 4. Tasa de entrecruzamiento de bases de conocimiento: 30 %.
 - 5. Tasa de entrecruzamiento de grupos de reglas: 50 %.
 - 6. Tasa de mutación de puntos en conjuntos borrosos: 30 %.
 - 7. Tasa de mutación de conjuntos borrosos: 9 %.
 - 8. Tasa de mutación de variables en las reglas: 5 %.

- b) Experimentos diseñado para el aprendizaje con Algoritmos Genéticos Dirigidos en Sistemas de Control Borroso Temporal.
 - 1. Número de generaciones: 200.
 - 2. Tamaño de la población: 20 bases de conocimiento.
 - 3. Tasa de selección: 60 %.
 - 4. Tasa de entrecruzamiento de bases de conocimiento: 30 %.
 - 5. Tasa de entrecruzamiento de grupos de reglas: 50 %.
 - 6. Tasa de mutación de conjuntos borrosos: 9 %.

7. Tasa de mutación del Parámetro Temporal: 9 %.
- c) Experimentos diseñado para el aprendizaje con Algoritmos Genéticos Dirigidos en sistemas con Control Borroso Temporal Difuminado.
1. Número de generaciones: 200.
 2. Tamaño de la población: 20 bases de conocimiento.
 3. Tasa de selección: 60 %.
 4. Tasa de entrecruzamiento de bases de conocimiento: 30 %.
 5. Tasa de entrecruzamiento de grupos de reglas: 50 %.
 6. Tasa de mutación de conjuntos borrosos: 9 %.
 7. Tasa de mutación del Parámetro Temporal: 9 %.
 8. Tasa de mutación de los Parámetros de Difuminación: 9 %.
- d) Experimentos diseñado para el aprendizaje con Algoritmos Genéticos en sistemas con Control Borroso basados en Reglas Temporales.
1. Número de generaciones: 1200.
 2. Tamaño de la población: 20 bases de conocimiento.
 3. Tasa de selección: 60 %.
 4. Tasa de entrecruzamiento de bases de conocimiento: 30 %.
 5. Tasa de entrecruzamiento de grupos de reglas: 50 %.
 6. Tasa de mutación de puntos en conjuntos borrosos: 30 %.
 7. Tasa de mutación de conjuntos borrosos: 9 %.
 8. Tasa de mutación de variables: 5 %.
 9. Tasa de mutación del Parámetro Temporizador: 9 %.

Algoritmos Genéticos	Clásicos en Controlador Borroso Clásico	Dirigidos en Controlador Borroso Temporal	Dirigidos en Controlador Borroso Temporal Difuminado	Clásicos en Controlador Borroso basado en Reglas Temporales	Clásicos en Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido
Número de generaciones	1200	200	200	1200	200
Tamaño de la población (BBCC)	20	20	20	20	20
Tasa de selección (%)	60	60	60	60	60
Tasa de entrecruzamiento de BBCC (%)	30	30	30	30	30
Tasa de entrecruzamiento de grupos de reglas (%)	50	50	50	50	50
Tasa de mutación de puntos en CCBB (%)	30			30	
Tasa de mutación de CCBB (%)	9	9	9	9	9
Tasa de mutación de variables en las reglas (%)	5			5	
Tasa de mutación del Parámetro Temporal (%)		9	9		9
Tasa de mutación de los Parámetros de Difuminación (%)			9		9
Tasa de mutación del Parámetro Temporizador (%)				9	

Cuadro 6.2: Caracterización de los sistemas experimentales de aprendizaje genético.

- e) Experimentos diseñado para el aprendizaje con Algoritmos Genéticos Dirigidos en sistemas con Control Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido.
1. Número de generaciones: 200.
 2. Tamaño de la población: 20 bases de conocimiento.
 3. Tasa de selección: 60 %.
 4. Tasa de entrecruzamiento de bases de conocimiento: 30 %.
 5. Tasa de entrecruzamiento de grupos de reglas: 50 %.
 6. Tasa de mutación de conjuntos borrosos: 9 %.
 7. Tasa de mutación del Parámetro Temporal: 9 %.
 8. Tasa de mutación de los Parámetros de Difuminación: 9 %.

En el cuadro 6.2. se presenta un resumen de las características de los sistemas experimentales de aprendizaje genético aplicado al control borroso del encaminamiento.

6.3.3. Experimentos realizados para comparar el comportamiento de los distintos sistemas de control evolutivo presentados.

Para realizar la comparación de las prestaciones de la red, se han simulado siete estrategias de encaminamiento:

- a) Encaminamiento estático de camino más corto [FLO 62]. Los paquetes son encaminados a lo largo de rutas fijadas, para cada sesión de tráfico. Rutas que son calculadas al comienzo de la sesión aplicando el algoritmo de Dijkstra. Se trata de un método no adaptativo.
- b) Encaminamiento adaptativo de camino más corto [FLO 62]. En cada nodo se ejecuta el algoritmo de Dijkstra cada "T" segundos, tomando como parámetros de entrada el retardo medio de los paquetes, así como la varianza del retardo, en cada enlace adyacente, obtenidos durante el intervalo de medida. Para obtener la métrica del enlace se usa una función lineal.
- c) Encaminamiento basado en el Controlador Borroso Clásico Evolutivo.

- d) Encaminamiento fundamentado en el Controlador Borroso Temporal Evolutivo.
- e) Encaminamiento basado en el Controlador Borroso Temporal Difuminado Evolutivo.
- f) Encaminamiento apoyado en el Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Evolutivo.
- g) Encaminamiento cimentado en el Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido Evolutivo.

Para la obtención de los resultados experimentales:

- a) Ejecutamos el proceso de aprendizaje genético para los controladores evolutivos propuestos.
 - b) En los experimentos de evaluación, el criterio utilizado para la elección de la base de conocimiento a emplear, de entre las obtenidas genéticamente, es:
 - 1. Para las estrategias de encaminamiento fundamentadas en el Controlador Borroso Temporal Difuminado y en el Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido, la base de conocimiento ha sido elegida, entre las cinco bases de puntuación más alta, de las obtenidas genéticamente, en función de los siguientes criterios:
 - En el caso, en el que alguna de las bases, estén dotadas con Parámetros de Difuminación que toman valores que dan soporte al concepto de Difuminación en el tiempo, se escoge entre éstas la de mayor puntuación.
 - En el caso en el que ninguna de las bases, entre las cinco más valoradas, estén dotadas con Parámetros de Difuminación que toman valores que dan soporte al concepto de Difuminación en el tiempo, se escoge la de mayor puntuación.
- Esta elección de base de conocimiento se justifica en el hecho de poder aprovechar la ventaja teórica que, según se ha expuesto en el capítulo dedicado al estudio de los Controladores Lógico Borrosos Temporales Difuminados, aporta la aplicación del concepto de Difuminación en el dominio del tiempo [GAD 00-1] [GAD 01-3] [GAD 00-2].
- 2. Para las estrategias de encaminamiento cimentadas en el resto de Controladores Borrosos, la base de conocimiento elegida ha sido la de puntuación más alta.

- c) Para las siete estrategias de encaminamiento, ejecutamos la prueba planteada para obtener la evaluación final del comportamiento de la red de comunicaciones. Este experimento se realizará para dos situaciones de tráfico distinto:
 - 1. En entornos de tráfico con carga variada.
 - 2. En entornos de tráfico con carga alta.

6.4. Resultados obtenidos.

Los resultados obtenidos, de la ejecución de los experimentos realizados, se van a presentar desglosados en dos apartados, correspondientes a los procesos de:

- a) Aprendizaje genético.
- b) Comparación de las estrategias de encaminamiento.

6.4.1. Resultados del proceso de aprendizaje genético.

Tal como se ha mencionado en el capítulo dedicado al “Estado del Arte”, el crecimiento en el tamaño del fenotipo, implica un aumento del espacio de búsqueda, lo que conlleva un aumento en la dificultad para encontrar la solución óptima. Problemática ésta que se presenta en aquellas estrategias de control borroso, cuyo fenotipo presenta una mayor dimensión, como es el caso de los Controladores Borrosos Temporales, Controladores Borrosos Temporales Difuminados, Controladores Borroso basados en Reglas Temporales y Controladores borroso Basados en Reglas Temporales Híbridos.

Debido a la mencionada dificultad, asociada a la obtención de la base de conocimiento óptima, en el proceso evolutivo y con el objetivo de desechar el efecto de la aleatoriedad en los resultados, se han realizado 30 experimentos evolutivos, basados en la aplicación de Algoritmos Genéticos sobre sistemas de encaminamiento basados en un Controlador Lógico Borroso. Con la ejecución de éste número de experimentos, se pretende que los resultados obtenidos sean suficientemente significativos [PER 01].

Cada uno de estos 30 experimentos evolutivos, ha consistido, tanto para entornos de carga variada como alta, en la obtención de una buena base de conocimiento para:

- a) Un sistema de encaminamiento basado en el Controlador Lógico Borroso Clásico, aplicando Algoritmos Genéticos.
- b) Un sistema de encaminamiento fundamentado en el Controlador Lógico Borroso Temporal, aplicando Algoritmos Genéticos Dirigidos.
- c) Un sistema de encaminamiento basado en el Controlador Lógico Borroso Temporal Difuminado, aplicando Algoritmos Genéticos Dirigidos.
- d) Un sistema de encaminamiento apoyado en el Controlador Lógico Borroso basado en Reglas Temporales, aplicando Algoritmos Genéticos Clásicos.
- e) Un sistema de encaminamiento cimentado en el Controlador Lógico Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido, aplicando Algoritmos Genéticos Dirigidos.

6.4.1.1. Para entornos de carga variada.

En las siguientes figuras, se muestra la evolución, en función del número de generaciones, del promedio de la evaluación o bondad de la mejor base de conocimiento obtenida en cada generación, para los Algoritmos Genéticos:

- a) Clásicos aplicados al Control Borroso Clásico (AAGG_{FLC}).
- b) Dirigidos aplicados al Control Borroso Temporal (AAGGd_{TFLC}).
- c) Dirigidos aplicados al Control Borroso Temporal Difuminado (AAGGd_{FTFLC}).
- d) Clásicos aplicados al Controlador Borroso basado en Reglas Temporales (AAGG_{CRT}).
- e) Dirigidos aplicados al Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido (AAGG d_{Híbrido}).

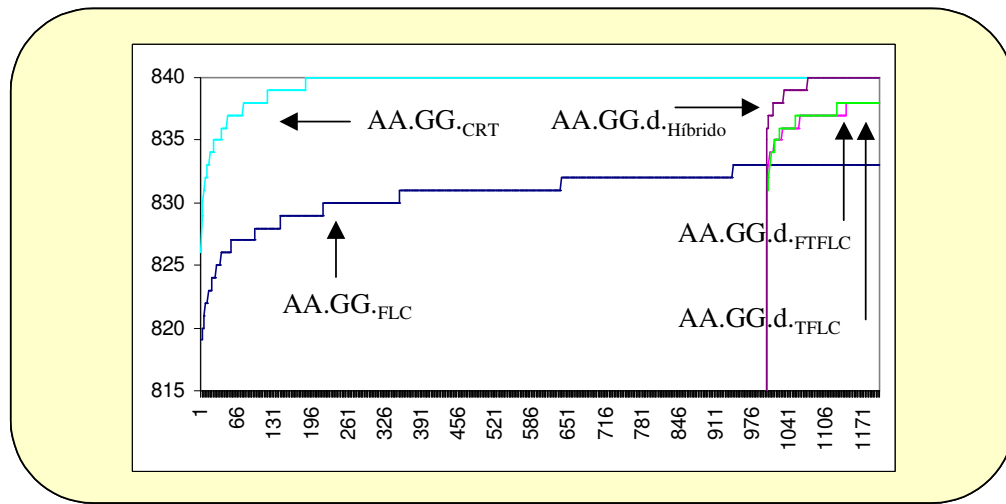


Figura 6.3. Evolución, en función del número de generaciones, del promedio de la "bondad" $\cdot 10^3$ de las bases de conocimiento obtenidas según distintas estrategias evolutivas.

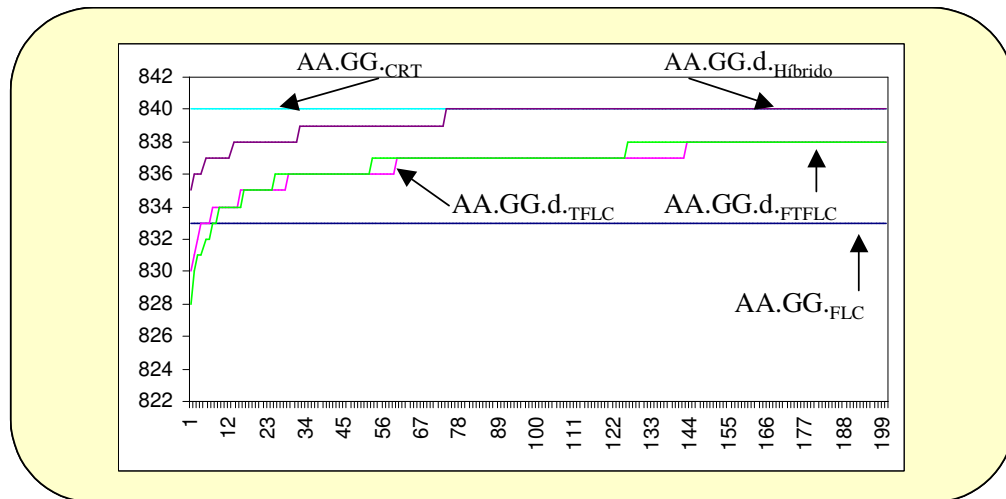


Figura 6.4. Detalle de la figura anterior, centrado en las 200 últimas generaciones.

La evaluación mostrada, para cada generación, se ha obtenido calculando la media de las evaluaciones individuales, de los 30 experimentos realizados en entornos con carga variada.

De la observación de las gráficas anteriores (fig. 6.3. y 6.4.) se concluye que, en un entorno de carga variada:

a) La aplicación de Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales y Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos:

1. Permite obtener bases de conocimiento de mayor puntuación.
2. Presentan una mayor rapidez de aprendizaje.

Mejoras que son moderadas si se comparan con el aprendizaje genético sobre Controladores Borrosos Temporales y Temporales Difuminados y que alcanza mayor magnitud si el contraste se realiza sobre el aprendizaje genético sobre Controladores Borrosos Clásicos.

b) La aplicación de Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Temporales y Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados:

1. Permite obtener bases de conocimiento de mayor puntuación.
2. Presentan una mayor rapidez de aprendizaje.

Si son comparados con la aplicación de Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos.

c) El empleo Algoritmos Genético Dirigidos no aporta mejora frente a los Algoritmos Genéticos Clásicos.

6.4.1.2. Para entornos de carga alta.

En las siguientes figuras, se muestra la evolución, en función del número de generaciones, del promedio de la evaluación o bondad de la mejor base de conocimiento obtenida en cada generación, para los Algoritmos Genéticos:

- a) Clásicos aplicados al Control Borroso Clásico (AAGG_{FLC}).
- b) Dirigidos aplicados al Control Borroso Temporal (AAGGd_{TFLC}).
- c) Dirigidos aplicados al Control Borroso Temporal Difuminado (AAGGd_{FTFLC}).
- d) Clásicos aplicados al Controlador Borroso basado en Reglas Temporales (AAGG_{CRT}).
- e) Dirigidos aplicados al Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido (AAGG_{dHíbrido}).

La evaluación mostrada, para cada generación, se ha obtenido calculando la media de las evaluaciones individuales, de los 30 experimentos realizados en entornos con carga alta.

De la observación de las siguientes gráficas (fig. 6.5 y 6.6) se concluye que, en un entorno de carga alta:

a) La aplicación de Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales y Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos:

1. Permite obtener bases de conocimiento de mayor puntuación.
2. Presentan una mayor rapidez de aprendizaje.

Mejoras que son moderadas si se comparan con el aprendizaje genético sobre Controladores Borrosos Clásicos y que alcanza mayor magnitud si el contraste se realiza sobre el aprendizaje genético sobre Controladores Borrosos Temporales y Temporales Difuminados.

b) La aplicación de Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Clásicos:

1. Permite obtener bases de conocimiento de mayor puntuación.
2. Presentan una mayor rapidez de aprendizaje.

Si son comparados con la aplicación de Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos Temporales y Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

c) El empleo Algoritmos Genético Dirigidos aporta pequeña mejora frente a los Algoritmos Genéticos Clásicos.

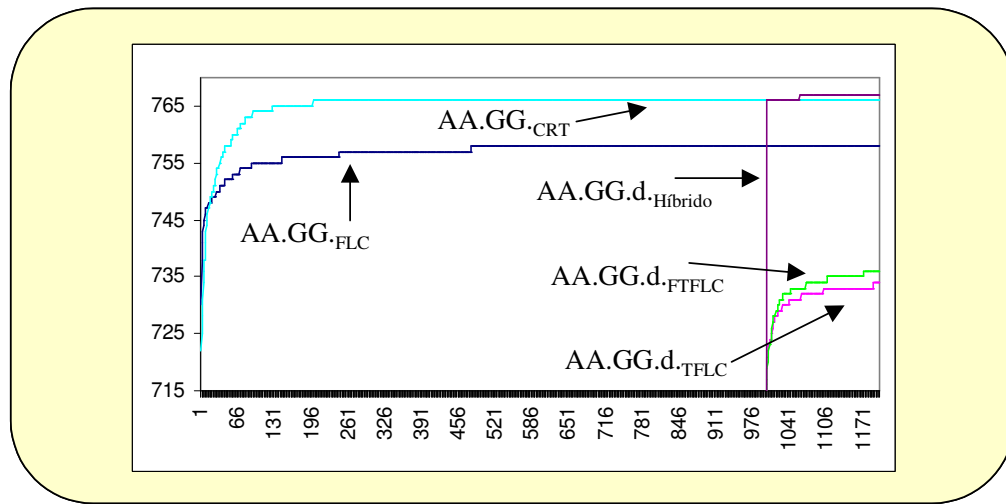


Figura 6.5. Evolución, en función del número de generaciones, del promedio de la "bondad" $\cdot 10^3$ de las bases de conocimiento obtenidas según distintas estrategias evolutivas.

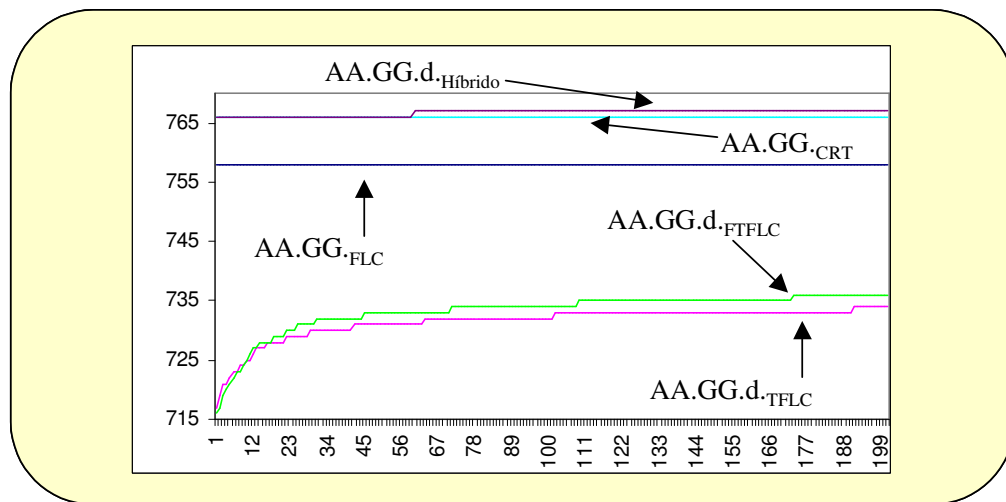


Figura 6.6. Detalle de la figura anterior, centrado en las 200 últimas generaciones.

6.4.2. Resultados de la comparación de las estrategias de encaminamiento.

Para la realización de la comparación, objeto de estudio, se ha llevado a cabo la evaluación del comportamiento del sistema experimental empleado, para las estrategias de encaminamiento enunciadas en el apartado 6.3.3., tanto en condiciones de carga variada como alta.

Como resultado de estas evaluaciones, para cada tipo de carga, se obtienen siete grupos de valores:

- a) Cinco de ellos, correspondiente a las estrategias basadas en Control Borroso, compuesto cada uno de ellos por 30 valores de evaluación.
- b) Dos de ellos, se refieren a las estrategias clásicas, que incluyen un único valor.

Para determinar cuál de las estrategias de encaminamiento presenta una mejor evaluación, es necesario realizar una comparación de los grupos de valores obtenidos, dicha comparación debe resolverse confrontado dos estrategias en cada contraste.

En función de lo anteriormente expuesto, la comparación de dos estrategias de encaminamiento, generará bien:

- a) Dos grupos de valores de 30 elementos, cada uno.
- b) Un grupo de 30 elementos y el otro con único valor.

El objeto de la comparación de dos grupos de valores es *“determinar si la media de la evaluación de las dos estrategias es igual”*.

Normalmente, en este tipo de análisis [PER 01], se establece una hipótesis de partida (hipótesis nula), que generalmente asume que el efecto de interés es nulo, en este caso, que la evaluación en las dos estrategias consideradas es igual. Posteriormente se puede evaluar la probabilidad de haber obtenido los datos observados, si esa hipótesis es correcta. El valor de esta probabilidad coincide con el *valor-p*, que nos proporciona el test estadístico empleado para realizar dicha evaluación, de modo que cuanto menor sea éste más improbable resulta que la hipótesis inicial se verifique.

La aplicación de un contraste paramétrico requiere la normalidad de las observaciones para cada uno de los grupos. La comprobación de esta hipótesis (normalidad) puede realizarse mediante tests estadísticos, como por ejemplo el de Kolmogorov-Smirnov. Un número suficiente de observaciones, que puede ser mayor o igual que 30, como ocurre en nuestros experimentos, justifica el cumplimiento de la hipótesis de normalidad, así mismo esta metodología exige que la varianza en ambos grupos sea la misma.

En nuestros experimentos, bajo la hipótesis del cumplimiento de la normalidad e igualdad en la varianza, se ha utilizado el *Test T de Student* para determinar si la media de la evaluación de las dos estrategias es igual o no.

Tal como expone Pértega [PER 01] cuando el *valor-p* es mayor que 0,05 no existe evidencia estadística que la media en ambos grupos de evaluaciones sean distintas.

A la hora de comparar dos grupos de observaciones, es necesario distinguir si las parejas de observaciones, que se van a contrastar, presentan alguna relación de dependencia o no, es decir son dependientes o independientes.

En los métodos de encaminamiento objeto de estudio, en el proceso evolutivo de obtención de las bases de encaminamiento, se establece una relación entre las bases de:

- a) Los Controladores Borrosos Temporales, los Temporales Difuminados y los Clásicos, ya que todas ellas presentan una parte en común.
- b) Los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales y los basados en Reglas Temporales Híbridos, ya que ambas presentan una parte común.

Tal como se ha expuesto, el objetivo de los experimentos acometidos, es realizar una comparación de las distintas estrategias de encaminamiento basadas bien en un Controlador Lógico Borroso o en uno de carácter clásico.

Para que este contraste sea correcto, es necesario distinguir cuales de las comparaciones a realizar lo serán entre muestras independientes y dependientes.

Así, atendiendo al criterio anteriormente expuesto, se puede establecer que serán:

- a) Comparaciones entre muestras independientes, las que confrontan las evaluaciones de los métodos de encaminamiento fundamentados en:
 - 1. Controlador Borroso Clásico frente al basado en Reglas Temporales.
 - 2. Controlador Borroso Clásico frente al basado en Reglas Temporales Híbrido.
 - 3. Controlador Borroso Temporal frente al basado en Reglas Temporales.
 - 4. Controlador Borroso Temporal frente al basado en Reglas Temporales Híbrido.
 - 5. Controlador Borroso Temporal Difuminado frente al basado en Reglas Temporales.

6. Controlador Borroso Temporal Difuminado frente al basado en Reglas Temporales Híbrido.
 7. Cualquier Controlador Borroso frente a uno Clásico.
- b) Comparaciones entre muestras dependientes, las de las que confrontan las evaluaciones de los métodos de encaminamiento fundamentados en:
1. Controlador Borroso Clásico frente al Borroso Temporal.
 2. Controlador Borroso Clásico frente al Borroso Temporal Difuminado.
 3. Controlador Borroso Temporal frente al Borroso Temporal Difuminado.
 4. Controlador Borroso basado en Reglas Temporales frente al basado en Reglas Temporales Híbrido.

Para cada proceso de comparación los resultados se muestran en un informe que recoge, entre otras cosas:

- a) El valor medio de las evaluaciones.
- b) La ganancia introducida por el método mejor.
- c) El resultado de la aplicación del *Test t de Student*, que nos permite determinar si la evaluaciones obtenidas para cada estrategia pueden ser consideradas distintas.

Para la realización del citado test, se ha utilizado SPSS, una herramienta estadística software, que proporciona un poderoso sistema de análisis estadístico y de gestión de datos en un entorno gráfico, que facilita enormemente la realización de *la prueba T de Student*.

La utilización de este paquete nos permite la realización de dicha prueba, para confrontaciones de muestras dependientes e independientes, en ambos casos con igualdad o desigualdad de las varianzas.

Para poder interpretar correctamente los informes generados por el SPSS tras la realización del *test de contraste T de Student*, es necesario conocer el significado de los distintos parámetros que aparecen. El estudio se detallará para las dos situaciones con las que se va a trabajar, contraste de hipótesis de muestras independientes y dependientes (relacionadas).

Así para, el contraste de:

- a) Dos muestras relacionadas.

En este tipo de análisis el interés no se centra en la variabilidad que puede haber entre individuos (muestras), sino en las diferencias que se observan en un mismo sujeto entre una situación y otra. Por este motivo se trabaja con la diferencia de ambas observaciones.

En nuestros experimentos, cada observación se corresponde con la evaluación de una base de conocimiento, para una determinada estrategia de encaminamiento. Si contrastamos las evaluaciones de dos estrategias de encaminamiento, y las bases utilizadas en las mencionadas estrategias, presentan una parte común, entonces la comparación se realiza entre dos muestras relacionadas. En este escenario la hipótesis que se quiere contrastar es la siguiente:

H_0 : La diferencia en las evaluaciones es nula.

En la Tabla 6.1. se muestra el cuadro de resultados obtenidos tras la realización de la *prueba T*, para muestras relacionadas, en el que aparecen los siguientes elementos:

“t”: es el estadístico de contraste, que si la hipótesis de partida es cierta seguirá una distribución *t de Student* con $n-1$ grado de libertad. Siendo n el número de muestras consideradas.

“gl”: los grados de libertad del estadísticos, que es igual a $n-1$.

“Sig. (bilateral)”: se refiere al Parámetro *p-valor* proporcionado por el test, también llamado significación bilateral.

“Intervalo de confianza”: se refiere al intervalo definido por los extremos inferior y superior, en el que con una probabilidad de $(1-\alpha)$ se sitúa el valor medio esperado para la diferencia entre las dos variables contrastadas.

“Media”, “Desviación típica” y “Error típico de la media”: se refieren a estadísticos relativos a la diferencia entre las dos variables contrastadas.

Prueba de muestras relacionadas									
		Diferencias relacionadas					t	gl	Sig. (bilateral)
		Media	Desviación típ.	Error típ. de la media	95% Intervalo de confianza para la diferencia				
					Inferior	Superior			
Par 1	VAR00001 - VAR00002	-,02465	,00995	,00249	-,02996	-,01935	-9,909	15	,000

Tabla. 6.1. Cuadro de resultados, obtenido al realizar la *prueba T*, para el caso de muestras relacionadas.

b) Dos muestras independientes.

En este tipo de análisis, la comparación de dos grupos de muestras se puede realizar en términos de un único parámetro, por ejemplo la evaluación obtenida en cada método de encaminamiento, dada una base de conocimiento empleada. Siendo ahora la hipótesis que se quiere contrastar la siguiente:

H_0 : La evaluación es igual en ambos grupos.

En la Tabla 6.2. se muestra el cuadro de resultados obtenidos tras la realización de la *prueba T*, para muestras independientes, en el que aparecen los siguientes elementos:

“t”, “gl”, “Sig. (bilateral)” e “Intervalo de confianza”, cuyo significado es idéntico al especificado, en párrafos anteriores, para el cuadro resumen de la *prueba T* para muestra relacionadas.

“Diferencia de medias” y “Error típico de la diferencia”: que se refieren a las medias de los dos grupos de muestras contrastadas.

El estadístico, a emplear para realizar la *prueba T*, de dos grupos de muestras independientes, tendrá una u otra expresión, en función de si el test asume o no la igualdad de las varianzas. SPSS incluye un procedimiento que considera varianzas desconocidas, para las que se puede, o no, asumir la igualdad de varianzas, en función de lo que indique el *test de Levene*, para igualdad de varianzas.

En la Tabla 6.2, también se muestra el cuadro de resultados obtenidos tras la realización del *test de Levene*, tabla en la que se observan los siguientes elementos:

“F”: se refiere al estadístico empleado en el contraste.

“Sig”: se refiere a la probabilidad asociada al *estadístico de Levene*.

El resultado de este contraste nos permite decidir si podemos suponer o no que las varianzas poblacionales son iguales. Así si la probabilidad asociada al *estadístico de Levene* (Sig) es:

1. Menor que 0,05, se puede suponer que las varianzas poblacionales son distintas y por tanto se rechaza la hipótesis de igualdad de varianzas.
2. Mayor que 0,05, se puede suponer que las varianzas poblacionales son iguales y por tanto se acepta la hipótesis de igualdad de varianzas.

En el cuadro obtenido como conclusión de la realización de la *prueba T*, se presentan los resultados, tanto para los casos de asunción de varianzas iguales y como no iguales.

Las reglas, que se pueden emplear para decidir si la hipótesis planteada en la *prueba T* se cumple, son cualquiera de las siguientes:

- a) Consultar el valor del Parámetro *p-valor*. Así si:
 1. *p-valor* es menor que el nivel de significación α implica que el valor del estadístico usado pertenece a la región crítica y, en consecuencia, se rechaza la hipótesis nula.
 2. *p-valor* es mayor que el nivel de significación α implica que el valor del estadístico usado pertenece a la región de aceptación y, en consecuencia, se acepta la hipótesis nula.
- b) Consultar el valor tomado por el estadístico de contraste (*t*).
Si éste cae en la región de rechazo, la hipótesis será desechada.
- c) Consultar el intervalo de confianza.
Si este contiene el valor 0, entonces se considerará como cierta la hipótesis.

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
VAR00009	Se han asumido varianzas iguales	3,091	,089	4,168	29	,000	,00943	,00226	,00480	,01405
	No se han asumido varianzas iguales			4,080	19,598	,001	,00943	,00231	,00460	,01425

Tabla. 6.2. Cuadro de resultados, obtenido al realizar la *prueba T*, para el caso de muestras independientes.

6.4.2.1. Para entornos de carga variada.

Según se ha expuesto en el apartado 6.3.3., para entornos de carga variada, se han simulado siete estrategias de encaminamiento:

- a) Dos clásicas, en cada una de ellas se ha realizado un experimento, consistente en la evaluación del comportamiento de la red.

b) Cinco basadas en Control Borroso, en cada una de ellas se han realizado 30 experimentos evolutivos, consistentes, en la:

1. Obtención de una buena base de conocimiento para:

- Un sistema de encaminamiento basado en el Controlador Lógico Borroso Clásico, aplicando Algoritmos Genéticos.
- Un sistema de encaminamiento fundamentado en el Controlador Lógico Borroso Temporal, aplicando Algoritmos Genéticos Dirigidos.
- Un sistema de encaminamiento basado en el Controlador Lógico Borroso Temporal Difuminado, aplicando Algoritmos Genéticos Dirigidos.
- Un sistema de encaminamiento apoyado en el Controlador Lógico Borroso basado en Reglas Temporales, aplicando Algoritmos Genéticos Clásicos.
- Un sistema de encaminamiento cimentado en el Controlador Lógico Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido, aplicando Algoritmos Genéticos Dirigidos.

En la tabla 6.3. se presenta los resultados de estos 30 experimentos evolutivos, mostrando, para cada estrategia de Control Borroso, el valor de la bondad de la base de conocimiento con mayor puntuación obtenida.

2. Elección de la bases de conocimiento empleadas en la estrategia de encaminamiento basada en Controladores Borrosos.

En la tabla 6.4., se puede observar la puntuación y las características de las bases de conocimiento escogidas para realizar la evaluación del comportamiento del sistema de encaminamiento basado en el Controlador Borroso Temporal Difuminado.

De la observación de la tabla 6.4. se extrae la conclusión, que empleando los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicado al encaminamiento basado en un Controlador Lógico Borroso Temporal Difuminado, con el criterio anteriormente expuesto, la mayoría de las bases de conocimiento seleccionadas, dan soporte al concepto de Difuminación en el tiempo. En concreto 22 bases de las 30 obtenidas cumplen estas restricciones, es decir un 73,33 % del total.

En la tabla 6.5., se puede observar la puntuación y las características de las bases de conocimiento escogidas para realizar la evaluación del comportamiento del sistema de encaminamiento fundamentados en el Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido.

De la observación de la tabla 6.5. se extrae la conclusión, que empleando los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicado al encaminamiento basado en un Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido, con el criterio anteriormente expuesto, la mayoría de las bases de conocimiento seleccionadas, dan soporte al concepto de Difuminación en el tiempo. En concreto 24 bases de las 30 obtenidas cumplen estas restricciones, es decir un 80 % del total.

La elección de estas base de conocimiento se ha realizado empleando el criterio ya expuesto, a fin de poder aprovechar la ventaja teórica que aporta la aplicación del concepto de Difuminación en el dominio del tiempo.

3. Evaluación del comportamiento de las bases de conocimiento obtenidas, para las mencionadas estrategias de encaminamiento.

Tras realizar las pruebas, diseñadas para obtener la evaluación final del comportamiento de la red, en la tabla 6.6. se presentan los resultados obtenidos, para las mencionadas estrategias de encaminamiento.

Tal como se ha expuesto en el apartado anterior, para determinar cuál de las estrategias de encaminamiento presenta una mejor evaluación, es necesario realizar una comparación de los grupos de valores obtenidos, dicha comparación debe resolverse confrontado dos estrategias en cada contraste.

Para que este contraste sea correcto, es necesario distinguir cuales de las comparaciones a realizar, lo serán entre muestras independientes y dependientes.

Nº Experimento	Puntuación				
	FLC	TFLC	FTFLC	CRT	Híbrido
1	0,838	0,840	0,840	0,843	0,844
2	0,834	0,839	0,840	0,843	0,843
3	0,838	0,838	0,838	0,844	0,844
4	0,838	0,838	0,839	0,841	0,841
5	0,830	0,839	0,838	0,840	0,841
6	0,837	0,839	0,840	0,840	0,841
7	0,832	0,839	0,839	0,840	0,841
8	0,830	0,839	0,838	0,841	0,842
9	0,836	0,838	0,840	0,840	0,840
10	0,838	0,839	0,840	0,841	0,842
11	0,839	0,840	0,840	0,841	0,842
12	0,831	0,838	0,839	0,841	0,842
13	0,831	0,839	0,838	0,841	0,841
14	0,834	0,839	0,841	0,842	0,844
15	0,837	0,841	0,841	0,839	0,840
16	0,838	0,839	0,839	0,840	0,841
17	0,837	0,840	0,840	0,841	0,843
18	0,832	0,837	0,838	0,840	0,842
19	0,831	0,839	0,839	0,840	0,841
20	0,832	0,835	0,837	0,841	0,843
21	0,831	0,839	0,840	0,841	0,842
22	0,836	0,839	0,839	0,841	0,842
23	0,832	0,839	0,840	0,840	0,841
24	0,831	0,838	0,841	0,843	0,843
25	0,829	0,838	0,839	0,842	0,842
26	0,832	0,840	0,839	0,841	0,842
27	0,834	0,839	0,838	0,839	0,841
28	0,837	0,839	0,839	0,840	0,842
29	0,831	0,838	0,839	0,840	0,842
30	0,836	0,838	0,838	0,839	0,839

Tabla 6.3. Evaluación de las bases de conocimiento obtenidas tras la realización de 30 experimento evolutivos, en entorno de carga variada.

Nº Experimento	Puntuación	Parámetros				Difuminación
		T	a	b	c	
1	0,840	44253	0,932	1,680	4	si
2	0,840	9750	1,069	0,711	4	si
3	0,838	7500	1,768	0,831	5	si
4	0,839	9804	1,729	1,380	4	si
5	0,838	9188	1,547	0,812	1	si
6	0,840	8955	1,660	1,364	2	si
7	0,839	10000	1,698	1,370	5	si
8	0,838	9000	1,840	0,290	9	no
8	0,840	9926	1,850	0,910	7	si
10	0,840	9765	1,794	1,876	1	si
11	0,840	9860	1,326	0,950	1	si
12	0,839	9500	1,750	0,524	1	si
13	0,838	7823	1,977	0,754	7	si
14	0,841	9250	1,693	1,750	3	si
15	0,841	9819	0,358	1,737	1	si
16	0,839	7270	0,865	0,350	7	no
17	0,840	9483	0,550	0,118	2	no
18	0,837	6500	1,550	0,850	2	si
19	0,839	10000	1,651	1,807	4	si
20	0,837	8694	1,250	0,482	1	no
21	0,839	9250	1,375	1,381	3	si
22	0,839	9750	1,078	0,350	5	no
23	0,840	8087	1,850	0,357	3	no
24	0,841	9616	1,652	0,950	3	si
25	0,839	9046	0,932	0,567	3	si
26	0,839	8476	1,777	1,361	1	si
27	0,838	7607	1,258	1,135	1	si
28	0,839	9031	1,982	0,628	9	si
29	0,839	9956	1,340	0,174	7	no
30	0,838	8500	1,255	0,275	4	no

Tabla 6.4. Evaluación y características de las bases de conocimiento, escogidas para evaluar el comportamiento del sistema de encaminamiento basado en el Controlador Borroso Temporal Difuminado, en entorno de carga variada.

Nº Experimento	Puntuación	Parámetros				Difuminación
		T	a	b	c	
1	0,844	2650	1,050	1,302	3	si
2	0,841	3631	1,043	0,749	5	si
3	0,842	4851	0,655	0,125	3	no
4	0,841	4752	1,431	1,975	4	si
5	0,841	2896	0,735	0,922	9	si
6	0,841	2161	1,424	0,929	2	si
7	0,841	3071	0,372	1,482	8	si
8	0,842	9931	0,242	0,252	1	no
8	0,840	6000	0,450	0,832	8	si
10	0,842	3987	0,817	1,884	3	si
11	0,842	8796	0,467	1,693	1	si
12	0,842	4481	0,650	0,051	5	no
13	0,841	3500	0,831	0,851	2	si
14	0,844	1000	0,392	0,497	4	no
15	0,840	7500	1,428	0,650	9	si
16	0,841	10000	0,501	0,650	1	si
17	0,843	3194	1,266	0,152	6	no
18	0,842	7168	1,150	1,336	3	si
19	0,841	834	1,348	0,044	5	no
20	0,843	8544	1,977	0,950	1	si
21	0,842	2500	1,650	0,683	7	si
22	0,842	6467	0,550	1,150	3	si
23	0,841	8790	0,925	1,224	2	si
24	0,843	2957	0,366	0,950	4	si
25	0,842	1877	1,953	1,623	1	si
26	0,842	2807	0,856	1,775	4	si
27	0,841	2976	0,270	1,388	4	si
28	0,842	6844	0,217	1,519	8	si
29	0,842	9664	0,295	1,370	9	si
30	0,839	2242	0,644	0,597	9	si

Tabla 6.5. Evaluación y características de las bases de conocimiento, escogidas para evaluar el comportamiento del sistema de encaminamiento basado en el Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido, en entorno de carga variada.

Nº Experimento	Puntuación						
	SPR	APR	FLC	TFLC	FTFLC	CRT	Híbrido
1	0,472	0,245	0,631	0,648	0,649	0,647	0,647
2			0,637	0,650	0,650	0,641	0,642
3			0,629	0,642	0,647	0,642	0,641
4			0,625	0,644	0,645	0,641	0,641
5			0,612	0,650	0,651	0,633	0,635
6			0,628	0,649	0,652	0,644	0,644
7			0,621	0,651	0,650	0,636	0,639
8			0,610	0,652	0,652	0,642	0,642
8			0,632	0,646	0,643	0,642	0,642
10			0,631	0,648	0,651	0,630	0,632
11			0,617	0,642	0,645	0,614	0,616
12			0,590	0,635	0,640	0,624	0,625
13			0,620	0,649	0,650	0,639	0,640
14			0,627	0,649	0,646	0,637	0,638
15			0,628	0,650	0,650	0,644	0,645
16			0,621	0,645	0,646	0,638	0,638
17			0,631	0,653	0,651	0,647	0,648
18			0,630	0,651	0,642	0,642	0,642
19			0,628	0,645	0,650	0,627	0,626
20			0,617	0,637	0,635	0,628	0,628
21			0,616	0,652	0,652	0,650	0,650
22			0,634	0,650	0,648	0,638	0,638
23			0,614	0,648	0,650	0,637	0,639
24			0,617	0,651	0,650	0,634	0,634
25			0,611	0,651	0,652	0,633	0,634
26			0,630	0,648	0,647	0,645	0,645
27			0,623	0,648	0,651	0,646	0,647
28			0,625	0,650	0,649	0,638	0,640
29			0,614	0,650	0,648	0,644	0,645
30			0,604	0,632	0,647	0,645	0,645
Media	0,472	0,245	0,622	0,647	0,648	0,638	0,639

Tabla 6.6. Evaluación final del comportamiento de la red, para cada una de las estrategias de encaminamiento, en entorno de carga variada.

Así, atendiendo al criterio anteriormente expuesto, se realizará el *contraste T de Student*, de muestras independientes, para las siguientes comparaciones, presentándose para cada una de ellas el cuadro resumen de resultados obtenidos:

- a) Controlador Estático Clásico frente al Borroso Clásico.

Estadísticos de grupo

	Indice 2	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
SPR_FLC	1,000	1	,47200	.	.
	2,000	29	,62238	,009767	,001814

Tabla 6.7. Cuadro resultado de comparación de evaluaciones.

Prueba de muestras independientes

		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
SPR_FLC	Se han asumido varianzas iguales No se han asumido varianzas iguales	.	.	-15,138	28	,000	-,150379	,009934	-,170727	-,130031
							-,150379			

Tabla 6.8. Cuadro resultado obtenido al realizar la prueba T.

De la observación de las tablas 6.7. y 6.8. se puede recalcar que:

1. La evaluación media de la estrategia de encaminamiento:
 - o Estática es: 0,472.
 - o Basada en Controlador Borroso Clásico es: 0,622.
 2. La ganancia aportada por la estrategia de Control Borroso frente a la estática es de: 31,78 %.
 3. El resultado del *Test t de Student* es positivo, por tanto las dos evaluaciones pueden considerarse distintas.
- b) Controlador Borroso Temporal frente al basado en Reglas Temporales Híbrido.

Estadísticos de grupo

	VAR00003	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
TFLC_Hibrido	1,000	30	,6470	,00523	,00095
	2,000	30	,6389	,00761	,00139

Tabla 6.9 . Cuadro resultado de comparación de evaluaciones.

Prueba de muestras independientes

		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
TFLC_Hibrido	Se han asumido varianzas iguales	2,084	,154	4,767	58	,000	,00803	,00169	,00466	,01141
	No se han asumido varianzas iguales			4,767	51,406	,000	,00803	,00169	,00465	,01142

Tabla 6.10. Cuadro resultado obtenido al realizar la *prueba T*.

De la observación de las tablas 6.9. y 6.10. se puede recalcar que:

1. La evaluación media de la estrategia de encaminamiento soportada en:
 - Controlador Borroso Temporal es: 0,647.
 - Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido es: 0,6389.
 2. La ganancia aportada por la estrategia de Control Borroso Temporal frente a la de Control Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido es de: 1,27 %.
 3. El resultado del *Test t de Student* es positivo, por tanto las dos evaluaciones pueden considerarse distintas.
- c) Controlador Borroso Temporal Difuminado frente al basado en Reglas Temporales Híbrido.

Estadísticos de grupo

	VAR00003	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
FTFLC_Hibrido	1,000	30	,6389	,00761	,00139
	2,000	30	,6480	,00395	,00072

Tabla 6.11. Cuadro resultado de comparación de evaluaciones.

Prueba de muestras independientes

		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
FTFLC_Hibrido	Se han asumido varianzas iguales	6,613	,013	-5,772	58	,000	-,00903	,00157	-,01217	-,00590
	No se han asumido varianzas iguales			-5,772	43,594	,000	-,00903	,00157	-,01219	-,00588

Tabla 6.12. Cuadro resultado obtenido al realizar la *prueba T*.

De la observación de las tablas 6.11. y 6.12. se puede recalcar que:

1. La evaluación media de la estrategia de encaminamiento soportada en:
 - Controlador Borroso Temporal Difuminado es: 0,648.
 - Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido es: 0,6389.
2. La ganancia aportada por la estrategia de Control Borroso Temporal Difuminado frente a la de Control Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido es de: 1,42 %.
3. El resultado del *Test t de Student* es positivo, por tanto las dos evaluaciones pueden considerarse distintas.

Del mismo modo, y atendiendo también al criterio anteriormente expuesto, se realizará el contraste *T de Student*, de muestras relacionadas, para las siguientes comparaciones, presentándose para cada una de ellas el cuadro resumen de resultados obtenidos:

- a) Controlador Borroso Clásico frente al Borroso Temporal.

Estadísticos de muestras relacionadas

		Media	N	Desviación típ.	Error típ. de la media
Par 1	FLC	,6218	30	,01017	,00186
	TFLC	,64697	30	,005229	,000955

Tabla 6.13. Cuadro resultado de comparación de evaluaciones.

Prueba de muestras relacionadas

		Diferencias relacionadas				t	gl	Sig. (bilateral)	
		Media	Desviación típ.	Error típ. de la media	95% Intervalo de confianza para la diferencia				
					Inferior				Superior
Par 1	FLC - FTFLC	-,025200	,009375	,001712	-,028701	-,021699	-14,723	29	,000

Tabla 6.14. Cuadro resultado obtenido al realizar la *prueba T*.

De la observación de las tablas 6.13. y 6.14. se puede recalcar que:

1. La evaluación media de la estrategia de encaminamiento soportada en:
 - Controlador Borroso Clásico es: 0,6218.
 - Controlador Borroso Temporal es: 0,64697.
 2. La ganancia aportada por la estrategia de Control Borroso Temporal frente a la de Control Borroso Clásico es de: 4,05 %.
 3. El resultado del *Test T de Student* es positivo, por tanto las dos evaluaciones pueden considerarse distintas.
- b) Controlador Borroso Clásico frente al Borroso Temporal Difuminado.

Estadísticos de muestras relacionadas

		Media	N	Desviación típ.	Error típ. de la media
Par 1	FLC	,6218	30	,01017	,00186
	FTFLC	,64797	30	,003952	,000722

Tabla 6.15. Cuadro resultado de comparación de evaluaciones.

Prueba de muestras relacionadas

		Diferencias relacionadas				t	gl	Sig. (bilateral)	
		Media	Desviación típ.	Error típ. de la media	95% Intervalo de confianza para la diferencia				
					Inferior				Superior
Par 1	FLC - FTFLC	-,026200	,010280	,001877	-,030039	-,022361	-13,959	29	,000

Tabla 6.16. Cuadro resultado obtenido al realizar la *prueba T*.

De la observación de las tablas 6.15. y 6.16. se puede recalcar que:

1. La evaluación media de la estrategia de encaminamiento soportada en:
 - Controlador Borroso Clásico es: 0,6218.
 - Controlador Borroso Temporal Difuminado es: 0,64797.
 2. La ganancia aportada por la estrategia de Control Borroso Temporal Difuminado frente a la de Control Borroso Clásico es de: 4,21 %.
 3. El resultado del *Test T de Student* es positivo, por tanto las dos evaluaciones pueden considerarse distintas.
- c) Controlador Borroso Temporal frente al Borroso Temporal Difuminado.

Estadísticos de muestras relacionadas

		Media	N	Desviación típ.	Error típ. de la media
Par 1	TFLC	,64697	30	,005229	,000955
	FTFLC	,64797	30	,003952	,000722

Tabla 6.17. Cuadro resultado de comparación de evaluaciones.

Prueba de muestras relacionadas

		Diferencias relacionadas				t	gl	Sig. (bilateral)	
		Media	Desviación típ.	Error típ. de la media	95% Intervalo de confianza para la diferencia				
					Inferior				Superior
Par 1	TFLC - FTFLC	-,001000	,004144	,000757	-,002547	,000547	-1,322	29	,197

Tabla 6.18. Cuadro resultado obtenido al realizar la *prueba T*.

De la observación de las tablas 6.17. y 6.18. se puede recalcar que:

1. La evaluación media de la estrategia de encaminamiento soportada en:
 - Controlador Borroso Temporal es: 0,64697.
 - Controlador Borroso Temporal Difuminado es: 0,64797.
2. La ganancia aportada por la estrategia de Control Borroso Temporal Difuminado frente a la de Control Borroso Temporal es de: 0,15 %.

3. El resultado del *Test T de Student* es negativo, por tanto las dos evaluaciones no pueden considerarse distintas.
- d) Controlador Borroso basado en Reglas Temporales frente al basado en Reglas Temporales Híbrido.

Estadísticos de muestras relacionadas

	Media	N	Desviación típ.	Error típ. de la media
Par 1 CRT	,63827	30	,007847	,001433
Hibrido	,63893	30	,007606	,001389

Tabla 6.19. Cuadro resultado de comparación de evaluaciones.

Prueba de muestras relacionadas

	Diferencias relacionadas					t	gl	Sig. (bilateral)
	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media	95% Intervalo de confianza para la diferencia				
				Inferior	Superior			
Par 1 CRT - Hibrido	-,000667	,000959	,000175	-,001025	-,000309	-3,808	29	,001

Tabla 6.20. Cuadro resultado obtenido al realizar la *prueba T*.

De la observación de las tablas 6.19. y 6.20. se puede recalcar que:

1. La evaluación media de la estrategia de encaminamiento soportada en:
 - Controlador Borroso basado en Reglas Temporales es: 0,63827.
 - Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido es: 0,63893.
2. La ganancia aportada por la estrategia de Control Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido frente a la de Control Borroso basado en Reglas Temporales es de: 0,1 %.
3. El resultado del *Test T de Student* es positivo, por tanto las dos evaluaciones pueden considerarse distintas.

6.4.2.2. Para entornos de carga alta.

Según se ha expuesto en el apartado 6.3.3., para entornos de carga alta, se han simulado siete estrategias de encaminamiento:

- a) Dos clásicas, en cada una de ellas se ha realizado un experimento, consistente en la evaluación del comportamiento de la red.
- b) Cinco basadas en Control Borroso, en cada una de ellas se han realizado 30 experimentos evolutivos, consistentes, en la:
 1. Obtención de una buena base de conocimiento para:
 - Un sistema de encaminamiento basado en el Controlador Lógico Borroso Clásico, aplicando Algoritmos Genéticos.
 - Un sistema de encaminamiento fundamentado en el Controlador Lógico Borroso Temporal, aplicando Algoritmos Genéticos Dirigidos.
 - Un sistema de encaminamiento basado en el Controlador Lógico Borroso Temporal Difuminado, aplicando Algoritmos Genéticos Dirigidos.
 - Un sistema de encaminamiento apoyado en el Controlador Lógico Borroso basado en Reglas Temporales, aplicando Algoritmos Genéticos Clásicos.
 - Un sistema de encaminamiento cimentado en el Controlador Lógico Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido, aplicando Algoritmos Genéticos Dirigidos.

En la tabla 6.21. se presenta los resultados de estos 30 experimentos evolutivos, mostrando, para cada estrategia de Control Borroso, el valor de la bondad de la base de conocimiento con mayor puntuación obtenida.

2. Elección de la bases de conocimiento empleadas en la estrategia de encaminamiento basada en Controladores Borrosos.

En la tabla 6.22., se puede observar la puntuación y las características de las bases de conocimiento escogidas para realizar la evaluación del comportamiento del sistema de encaminamiento basado en el Controlador Borroso Temporal Difuminado.

De la observación de la tabla 6.22. se extrae la conclusión, que empleando los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicado al encaminamiento basado en un Controlador Lógico Borroso Temporal Difuminado, con el criterio anteriormente expuesto, la mayoría de las bases de conocimiento seleccionadas, dan soporte al concepto de Difuminación en el tiempo. En

concreto 21 bases de las 30 obtenidas cumplen estas restricciones, es decir un 70 % del total.

En la tabla 6.23., se puede observar la puntuación y las características de las bases de conocimiento escogidas para realizar la evaluación del comportamiento del sistema de encaminamiento fundamentados en el Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido.

De la observación de la tabla 6.23. se extrae la conclusión, que empleando los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicado al encaminamiento basado en un Controlador Lógico Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido, con el criterio anteriormente expuesto, la mayoría de las bases de conocimiento seleccionadas, dan soporte al concepto de Difuminación en el tiempo. En concreto 19 bases de las 30 obtenidas cumplen estas restricciones, es decir un 63,33 % del total.

La elección de estas base de conocimiento se ha realizado empleando el criterio ya expuesto, a fin de poder aprovechar la ventaja teórica que aporta la aplicación del concepto de Difuminación en el dominio del tiempo.

3. Evaluación del comportamiento de las bases de conocimiento obtenidas, para las mencionadas estrategias de encaminamiento.

Tras realizar las pruebas, diseñadas para obtener la evaluación final del comportamiento de la red, en la tabla 6.24. se presentan los resultados obtenidos, para las mencionadas estrategias de encaminamiento.

Tal como se ha expuesto en el apartado anterior, para determinar cuál de las estrategias de encaminamiento presenta una mejor evaluación, es necesario realizar una comparación de los grupos de valores obtenidos, dicha comparación debe resolverse confrontado dos estrategias en cada contraste.

Para que este contraste sea correcto, es necesario distinguir cuales de las comparaciones a realizar, lo serán entre muestras independientes y dependientes.

Nº Experimento	Puntuación				
	FLC	TFLC	FTFLC	CRT	Híbrido
1	0,759	0,728	0,728	0,767	0,768
2	0,759	0,747	0,756	0,767	0,768
3	0,759	0,729	0,731	0,766	0,768
4	0,759	0,757	0,757	0,766	0,767
5	0,759	0,731	0,732	0,767	0,768
6	0,760	0,733	0,733	0,766	0,768
7	0,759	0,751	0,756	0,766	0,768
8	0,760	0,732	0,727	0,767	0,768
9	0,760	0,730	0,731	0,767	0,768
10	0,760	0,730	0,732	0,767	0,768
11	0,761	0,749	0,755	0,767	0,768
12	0,760	0,751	0,756	0,767	0,768
13	0,760	0,727	0,727	0,767	0,768
14	0,761	0,732	0,733	0,767	0,767
15	0,760	0,730	0,731	0,766	0,768
16	0,757	0,725	0,727	0,766	0,768
17	0,758	0,751	0,755	0,767	0,768
18	0,760	0,749	0,756	0,767	0,767
19	0,759	0,730	0,726	0,767	0,768
20	0,759	0,749	0,757	0,767	0,768
21	0,760	0,730	0,731	0,767	0,767
22	0,760	0,731	0,734	0,766	0,768
23	0,760	0,733	0,737	0,767	0,768
24	0,760	0,732	0,732	0,767	0,767
25	0,760	0,726	0,728	0,767	0,768
26	0,760	0,732	0,732	0,767	0,768
27	0,757	0,720	0,723	0,767	0,768
28	0,760	0,726	0,724	0,767	0,767
29	0,757	0,726	0,726	0,767	0,768
30	0,759	0,732	0,728	0,767	0,768

Tabla 6.21. Evaluación de las bases de conocimiento obtenidas tras la realización de 30 experimento evolutivos, en entorno de carga alta.

Nº Experimento	Puntuación	Parámetros				Difuminación
		T	a	b	c	
1	0,728	20000	1,907	1,807	4	si
2	0,756	19664	0,650	0,650	1	si
3	0,727	19000	1,914	0,624	1	si
4	0,757	19500	1,967	1,607	1	si
5	0,732	19000	1,745	0,193	6	no
6	0,730	19712	1,650	1,391	1	si
7	0,756	19773	1,850	1,435	1	si
8	0,727	19396	1,370	0,950	4	si
9	0,727	20000	1,409	1,331	3	si
10	0,732	19500	1,250	1,278	2	si
11	0,755	18771	1,323	0,320	1	no
12	0,756	19935	0,897	0,110	1	no
13	0,726	16317	1,550	1,172	6	si
14	0,733	19500	0,433	0,350	6	no
15	0,731	19500	1,791	0,279	4	no
16	0,727	19500	1,980	0,174	1	no
17	0,755	19235	1,825	0,080	1	no
18	0,756	19035	1,561	0,534	1	si
19	0,725	18584	1,005	0,948	1	si
20	0,756	18750	0,650	0,650	1	si
21	0,729	17595	1,170	0,580	7	si
22	0,730	19992	0,650	0,650	1	si
23	0,737	17000	0,150	0,256	3	no
24	0,732	20000	0,352	0,605	2	si
25	0,727	19032	1,626	0,907	1	si
26	0,732	19500	0,627	0,155	1	no
27	0,723	19882	1,750	0,531	1	si
28	0,760	19	1,550	0,850	1	si
29	0,726	19735	1,595	1,609	1	si
30	0,728	18338	0,864	1,045	2	si

Tabla 6.22. Evaluación y características de las bases de conocimiento, escogidas para evaluar el comportamiento del sistema de encaminamiento basado en el Controlador Borroso Temporal Difuminado, en entorno de carga alta.

Nº Experimento	Puntuación	Parámetros				Difuminación
		T	a	b	c	
1	0,768	14332	1,790	0,887	6	si
2	0,768	14055	0,747	1,599	7	si
3	0,768	15616	1,127	1,782	7	si
4	0,767	10917	0,659	1,109	6	si
5	0,768	14669	0,750	0,691	3	si
6	0,768	13729	1,121	0,614	9	si
7	0,768	14853	0,863	1,350	2	si
8	0,768	15646	1,450	1,768	2	si
9	0,768	12260	0,447	1,021	8	si
10	0,768	13576	0,505	0,051	8	no
11	0,768	7078	1,180	1,741	8	si
12	0,768	13166	1,382	0,040	5	no
13	0,768	15718	1,588	0,452	3	no
14	0,767	7034	0,235	0,116	7	no
15	0,768	14154	0,350	1,149	6	si
16	0,768	13785	1,601	0,900	5	si
17	0,767	12643	1,950	1,350	4	si
18	0,767	2500	0,746	0,344	8	no
19	0,768	5500	1,450	0,252	5	no
20	0,768	12527	1,209	0,014	6	no
21	0,767	3000	0,650	0,900	8	si
22	0,768	14347	0,971	0,500	5	si
23	0,768	986	1,836	0,138	7	no
24	0,767	1931	1,818	0,500	4	si
25	0,768	17518	1,580	1,350	8	si
26	0,768	12886	0,519	0,035	6	no
27	0,768	13947	0,824	0,686	6	si
28	0,767	3000	0,650	0,113	3	no
29	0,768	11876	0,157	0,320	7	no
30	0,768	11987	1,682	0,549	7	si

Tabla 6.23. Evaluación y características de las bases de conocimiento, escogidas para evaluar el comportamiento del sistema de encaminamiento basado en el Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido, en entorno de carga alta.

Nº Experimento	Puntuación						Híbrido
	SPR	APR	FLC	TFLC	FTFLC	CRT	
1	0,34	0,269	0,414	0,391	0,418	0,452	0,457
2			0,361	0,497	0,506	0,443	0,447
3			0,414	0,429	0,414	0,418	0,436
4			0,357	0,485	0,477	0,440	0,438
5			0,410	0,400	0,412	0,460	0,458
6			0,392	0,420	0,443	0,428	0,442
7			0,415	0,504	0,506	0,438	0,461
8			0,395	0,396	0,433	0,409	0,455
8			0,412	0,395	0,411	0,460	0,460
10			0,416	0,411	0,416	0,451	0,455
11			0,370	0,495	0,503	0,459	0,459
12			0,398	0,504	0,505	0,454	0,455
13			0,407	0,358	0,385	0,421	0,432
14			0,398	0,403	0,441	0,467	0,466
15			0,417	0,392	0,440	0,477	0,474
16			0,426	0,386	0,395	0,455	0,461
17			0,426	0,472	0,491	0,484	0,484
18			0,357	0,434	0,486	0,466	0,463
19			0,404	0,422	0,428	0,443	0,446
20			0,368	0,499	0,505	0,490	0,489
21			0,415	0,420	0,432	0,480	0,481
22			0,417	0,443	0,432	0,429	0,433
23			0,418	0,446	0,463	0,490	0,490
24			0,401	0,446	0,416	0,451	0,451
25			0,396	0,373	0,388	0,433	0,437
26			0,406	0,437	0,404	0,469	0,472
27			0,427	0,393	0,385	0,437	0,441
28			0,324	0,328	0,376	0,478	0,481
29			0,426	0,355	0,392	0,472	0,470
30			0,409	0,406	0,423	0,476	0,475
Medias	0,34	0,269	0,400	0,425	0,438	0,454	0,459

Tabla 6.24. Evaluación final del comportamiento de la red, para cada una de las estrategias de encaminamiento, en entorno de carga alta.

Así, atendiendo al criterio anteriormente expuesto, se realizará el *contraste T de Student*, de muestras independientes, para las siguientes comparaciones, presentándose para cada una de ellas el cuadro resumen de resultados obtenidos:

- a) Controlador estático clásico frente al Borroso Clásico.

Estadísticos de grupo

Indice_2	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
SPR_FLC 1,00	1	,34000	.	.
2,00	30	,39987	,025062	,004576

Tabla 6.25. Cuadro resultado de comparación de evaluaciones.

Prueba de muestras independientes

	Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
	F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
								Inferior	Superior
SPR_FLC Se han asumido varianzas iguales No se han asumido varianzas iguales	.	.	-2,350	29	,026	-.059867 -.059867	,025477	-.111972	-.007761

Tabla 6.26. Cuadro resultado obtenido al realizar la *prueba T*.

De la observación de las tablas 6.25. y 6.26. se puede recalcar que:

1. La evaluación media de la estrategia de encaminamiento:
 - Estática es: 0,34.
 - Soportada en Controlador Borroso Clásico es: 0,39987.
 2. La ganancia aportada por la estrategia de Control Borroso Clásico frente a la estática es de: 17,61 %.
 3. El resultado del *Test T de Student* es positivo, por tanto las dos evaluaciones pueden considerarse distintas.
- b) Controlador Borroso Temporal Difuminado frente al basado en Reglas Temporales.

Estadísticos de grupo

	Indice	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
CRT_FTFLC	1,000	30	,45433	,021870	,003993
	2,000	30	,43753	,041769	,007626

Tabla 6.27. Cuadro resultado de comparación de evaluaciones.

Prueba de muestras independientes

		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
CRT_FTFLC	Se han asumido varianzas iguales	12,191	,001	1,952	58	,056	,016800	,008608	-,000431	,034031
	No se han asumido varianzas iguales			1,952	43,789	,057	,016800	,008608	-,000551	,034151

Tabla 6.28. Cuadro resultado obtenido al realizar la *prueba T*.

De la observación de las tablas 6.27. y 6.28. se puede recalcar que:

1. La evaluación media de la estrategia de encaminamiento soportada en:
 - Controlador Borroso basado en Reglas Temporales es: 0,45433.
 - Controlador Borroso Temporal Difuminado es: 0,43753.
 2. La ganancia aportada por la estrategia de Control Borroso basado en Reglas Temporales frente a la de Control Borroso Temporal Difuminado es de: 3,84 %.
 3. El resultado del *Test T de Student* es negativo, por tanto las dos evaluaciones no pueden considerarse distintas
- c) Controlador Borroso Temporal Difuminado frente al basado en Reglas Temporales Híbrido.

Estadísticos de grupo

	Indice	N	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media
Hibrido_FTFLC	1,000	30	,45897	,016816	,003070
	2,000	30	,43753	,041769	,007626

Tabla 6.29. Cuadro resultado de comparación de evaluaciones.

		Prueba de Levene para la igualdad de varianzas		Prueba T para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Error típ. de la diferencia	95% Intervalo de confianza para la diferencia	
									Inferior	Superior
Hibrido_FTFLC	Se han asumido varianzas iguales	21,268	,000	2,607	58	,012	,021433	,008221	,004978	,037889
	No se han asumido varianzas iguales			2,607	38,160	,013	,021433	,008221	,004793	,038073

Tabla 6.30. Cuadro resultado obtenido al realizar la *prueba T*.

De la observación de las tablas 6.29. y 6.30. se puede recalcar que:

1. La evaluación media de la estrategia de encaminamiento soportada en:
 - Controlador Borroso Temporal Difuminado es: 0,43753.
 - Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido es: 0,45897.
2. La ganancia aportada por la estrategia de Control Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido frente a la de Control Borroso Temporal Difuminado es de: 4,90 %.
3. El resultado del *Test T de Student* es positivo, por tanto las dos evaluaciones pueden considerarse distintas

Del mismo modo, y atendiendo también al criterio anteriormente expuesto, se realizará el *contraste T de Student*, de muestras relacionadas, para las siguientes comparaciones, presentándose para cada una de ellas el cuadro resumen de resultados obtenidos:

- a) Controlador Borroso Clásico frente al Borroso Temporal.

Estadísticos de muestras relacionadas

	Media	N	Desviación típ.	Error típ. de la media
Par 1 FLC	,39987	30	,025062	,004576
TFLC	,42467	30	,047362	,008647

Tabla 6.31. Cuadro resultado de comparación de evaluaciones.

Prueba de muestras relacionadas

	Diferencias relacionadas					t	gl	Sig. (bilateral)
	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media	95% Intervalo de confianza para la diferencia				
				Inferior	Superior			
Par 1 FLC - TFLC	-,024800	,057105	,010426	-,046123	-,003477	-2,379	29	,024

Tabla 6.32. Cuadro resultado obtenido al realizar la prueba T.

De la observación de las tablas 6.31 y 6.32. se puede recalcar que:

1. La evaluación media de la estrategia de encaminamiento soportada en:
 - Controlador Borroso Clásico es: 0,39987.
 - Controlador Borroso Temporal es: 0,42467.
2. La ganancia aportada por la estrategia de Control Borroso Temporal frente a la Control Borroso Clásico es de: 6,20 %.
3. El resultado del *Test T de Student* es positivo, por tanto las dos evaluaciones pueden considerarse distintas.

b) Controlador Borroso Temporal frente al Borroso Temporal Difuminado.

Estadísticos de muestras relacionadas

	Media	N	Desviación típ.	Error típ. de la media
Par 1 TFLC	,42467	30	,047362	,008647
FTFLC	,43753	30	,041769	,007626

Tabla 6.33. Cuadro resultado de comparación de evaluaciones.

Prueba de muestras relacionadas

	Diferencias relacionadas					t	gl	Sig. (bilateral)
	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media	95% Intervalo de confianza para la diferencia				
				Inferior	Superior			
Par 1 TFLC - FTFLC	-,012867	,021183	,003868	-,020777	-,004957	-3,327	29	,002

Tabla 6.34. Cuadro resultado obtenido al realizar la *prueba T*.

De la observación de las tablas 6.33 y 6.34. se puede recalcar que:

1. La evaluación media de la estrategia de encaminamiento soportada en:
 - Controlador Borroso Temporal es: 0,42467.
 - Controlador Borroso Temporal Difuminado es: 0,43753.
 2. La ganancia aportada por la estrategia de Control Borroso Temporal Difuminado frente a la de Control Borroso Temporal es de: 3,03 %.
 3. El resultado del *Test T de Student* es positivo, por tanto las dos evaluaciones pueden considerarse distintas.
- c) Controlador Borroso basado en Reglas Temporales frente al basado en Reglas Temporales Híbrido.

Estadísticos de muestras relacionadas

	Media	N	Desviación típ.	Error típ. de la media
Par 1 CRT	,45433	30	,021870	,003993
Hibrido	,45897	30	,016816	,003070

Tabla 6.35. Cuadro resultado de comparación de evaluaciones.

Prueba de muestras relacionadas

	Diferencias relacionadas					t	gl	Sig. (bilateral)
	Media	Desviación típ.	Error típ. de la media	95% Intervalo de confianza para la diferencia				
				Inferior	Superior			
Par 1 CRT - Hibrido	-,004633	,009905	,001808	-,008332	-,000935	-2,562	29	,016

Tabla 6.36. Cuadro resultado obtenido al realizar la *prueba T*.

De la observación de las tablas 6.35. y 6.36. se puede recalcar que:

1. La evaluación media de la estrategia de encaminamiento soportada en:
 - Controlador Borroso basado en Reglas Temporales es: 0,45433.
 - Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido es: 0,45987.
2. La ganancia aportada por la estrategia de Control Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido frente a la de Control Borroso basado en Reglas Temporales es de: 1,22 %.
3. El resultado del *Test T de Student* es positivo, por tanto las dos evaluaciones pueden considerarse distintas

6.5. Análisis de la idoneidad de los resultados obtenidos.

6.5.1. Análisis de los resultados de la comparación de las estrategias de encaminamiento.

6.5.1.1. Para entornos de carga variada.

En la siguiente tabla se presenta un cuadro resumen de la evaluación de las estrategias de encaminamiento consideradas, y de la comparación de algunas de estas, mediante el empleo del *Test T* [GAD 08].

Carga Variada				
Contraste	Estrategia	Evaluación media	Ganancia	Test T
Muestra 1	FLC	0,622	31,78	Si
Muestra 2	SPR	0,472		
Muestra 1	TFLC	0,647	1,27	Si
Muestra 2	Hibrido	0,639		
Muestra 1	FTFLC	0,648	1,42	Si
Muestra 2	Hibrido	0,639		
Muestra 1	TFLC	0,647	4,05	Si
Muestra 2	FLC	0,622		
Muestra 1	FTFLC	0,648	4,21	Si
Muestra 2	FLC	0,622		
Muestra 1	FTFLC	0,648	0,15	No
Muestra 2	TFLC	0,647		
Muestra 1	Hibrido	0,639	0,10	Si
Muestra 2	CRT	0,638		

Evaluación (Media)	Estrategias
0,648	FTFLC
0,647	TFLC
0,639	Hibrido
0,638	CRT
0,622	FLC
0,472	SPR
0,245	APR

Tabla 6.37. Resumen de evaluación y comparación de estrategias de encaminamiento, en entornos con carga variada.

En entornos de carga variada, la evaluación del comportamiento de la red se ha realizado con niveles bajo, medio y alto de carga en red, siendo el periodo de actualización de la métrica no elevado (1 s.). En este escenario de trabajo se puede realizar las siguientes consideraciones:

- a) La dimensión del intervalo de actualización de las tablas determina la magnitud de la aportación de los Controladores Borrosos Temporales, así el hecho de que dicho intervalo:
 1. Tenga una dimensión no pequeña, hace que el empleo de Controladores Borrosos Temporales realicen una aportación a tener en consideración (Apartado 5.5.).
 2. Tenga una dimensión no muy elevada, hace que los beneficios del empleo de Controladores Borroso Temporales Difuminados no realicen una aportación adicional a tener en consideración (Apartado 5.6.). Debido a que con un intervalo de actualización no muy amplio el problema para ajustar en el tiempo adecuadamente la modificación de la métrica no es muy grande, por ello la mejora aportada por la Difuminación no es tampoco elevada.

- b) En carga baja la posibilidad de congestión de enlaces desciende notablemente, y con ello la probabilidad de que se produzcan oscilaciones en ellos. Precisamente la corrección de oscilaciones es el principal aporte que incorpora la utilización de Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, cuya principal contrapartida consiste en la introducción de inercia en la modificación de la métrica, que conlleva una reducción de su capacidad de adaptación.

En consecuencia la influencia de la evaluación de la red en condiciones de carga baja, hace que la aportación de los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales sea limitada.

Mediante la aplicación del razonamiento expuesto en el epígrafe a) 2. se puede justificar la escasa aportación que sobre los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales añaden los Híbridos.

- c) La existencia de un intervalo de actualización de las tablas de dimensión no muy pequeña, conlleva la aparición de los problemas propios de los Controladores Borrosos Clásicos (Apartado 5.5.) que limita las prestaciones de esta estrategia.
- d) La falta de adaptación a las modificaciones del tráfico que tiene lugar en una estrategia de encaminamiento no adaptativa conlleva unas prestaciones baja, que se acentúan aún más, en el entorno de trabajo propuesto, para la estrategia de encaminamiento adaptativo clásica, debido a que la degradación introducida por los paquetes de control, no es compensada por una reducida habilidad para la adaptación a las modificaciones del tráfico.

En un entorno de trabajo con carga variada y un intervalo temporal de actualización de tablas moderado, el empleo de sistemas de encaminamiento adaptativo se puede caracterizar por presentar:

- a) Moderada incidencia en el fenómeno de congestión de enlaces y oscilaciones asociadas, debido a la influencia de los escenarios de baja y media carga.
- b) Imposibilidad para modificar el valor de la métrica en un intervalo de tiempo de longitud moderada, que impide adaptarse con agilidad a las modificaciones de los flujos de tráfico, lo que se traduce en la aparición de congestión en los enlaces, que en este escenario se presenta con una probabilidad moderada, debido a la influencia de los escenarios de baja y moderada carga.

El sistema de encaminamiento a recomendar deberá solventar el problema señalado, ofertando la mejor solución. De entre los estudiados el empleo del Controlador Borroso Temporales Difuminado, al incorporar el concepto de Difuminación en el tiempo, consigue un aumento en la probabilidad de ubicar correctamente en el tiempo futuro, el instante en el que se debe modificar la métrica, para corregir rápidamente la congestión en los enlaces.

Esta conclusión aquí expuesta, ha sido corroborada por los resultados experimentales.

6.5.1.2. Para entornos de carga alta.

En el siguiente tabla se presenta un cuadro resumen de la evaluación de las estrategias de encaminamiento consideradas, y de la comparación de algunas de estas, mediante el empleo del *Test T*.

Carga Alta					Evaluación (Media)	Estrategias
Contraste	Estrategia	Evaluación media	Ganancia	Test T		
Muestra 1	FLC	0,400	17,61	Si		
Muestra 2	SPR	0,340				
Muestra 1	CRT	0,454	3,84	No		
Muestra 2	FTFLC	0,438				
Muestra 1	Hibrido	0,459	4,90	Si		
Muestra 2	FTFLC	0,438				
Muestra 1	TFLC	0,425	6,20	Si		
Muestra 2	FLC	0,400				
Muestra 1	FTFLC	0,438	3,03	Si		
Muestra 2	TFLC	0,425				
Muestra 1	Hibrido	0,459	1,02	Si		
Muestra 2	CRT	0,454				

0,459	Hibrido
0,454	CRT
0,438	FTFLC
0,425	TFLC
0,400	FLC
0,340	SPR
0,269	APR

Tabla 6.38. Resumen de evaluación y comparación de estrategias de encaminamiento, en entornos con carga alta.

En entornos de carga alta, la evaluación del comportamiento de la red se ha realizado con niveles medio y alto de carga en red, siendo el periodo de actualización de la métrica de cierta longitud (2 s.). En este escenario de trabajo se puede realizar las siguientes consideraciones:

- a) En carga media y alta la posibilidad de congestión de enlaces crece notablemente, y con ello la probabilidad de que se produzcan oscilaciones en ellos, con la consecuente degradación de las prestaciones. La habilidad para corregir estas oscilaciones es el principal aporte que incorpora la utilización de Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, que compensa con creces la reducción de su capacidad de adaptación debida a la inclusión de inercia en la modificación de la métrica.

- b) La longitud del intervalo de actualización de la métrica, y por tanto de las tablas, determina la magnitud de la aportación de los Controladores Borrosos Temporales, así el hecho de que dicho intervalo tenga una dimensión relativamente grande, conlleva que el empleo de:
 - 1. Controladores Borrosos Temporales, permite modificar el valor de la métrica sin tener que esperar al final del intervalo de actualización, incorporando a las prestaciones de la red una aportación a tener en consideración (Apartado 5.5.).
 - 2. Controladores Borrosos Temporales Difuminados, introduce una aportación adicional a tener en consideración, debida a que con un intervalo de actualización amplio existe una menor probabilidad de ubicar correctamente el instante de modificación de las métricas, desajuste que se puede solventar mediante el efecto de la Difuminación (Apartado 5.6.).
- c) La existencia de un intervalo de actualización de las tablas de dimensión apreciable, conlleva la aparición de los problemas propios de los Controladores Borrosos Clásicos (Apartado 5.5.) que limita las prestaciones de esta estrategia, que en este entorno de trabajo se acentúan aún más.
- d) La falta de adaptación a las modificaciones del tráfico que tiene lugar en una estrategia de encaminamiento no adaptativa conlleva unas prestaciones bajas, que se acentúan aún más, en el entorno de trabajo propuesto, para la estrategia de encaminamiento adaptativa clásica, debido a que la degradación introducida por los paquetes de control, no es compensada por una reducida habilidad para la adaptación a las modificaciones del tráfico. Si bien, la referida degradación es menor, a la experimentada en el caso anterior, debido a que el throughput de paquetes de control es inferior.

En un entorno de trabajo con carga alta y un intervalo de actualización de tablas relativamente grande, el empleo de sistemas de encaminamiento adaptativo, genera fundamentalmente dos fenómenos adversos que conlleva una importante falta de adaptación, a saber:

- a) La congestión en los enlaces y la aparición de oscilaciones asociada.
- b) La imposibilidad de modificar el valor de la métrica en un amplio intervalo de tiempo, que impide corregir con agilidad, la congestión de los enlaces.

El sistema de encaminamiento a recomendar deberá solventar estos problemas ofertando la mejor solución. De entre los estudiados el empleo del Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido, permite corregir las oscilaciones, y además, al incorporar el concepto de Difuminación en el tiempo, consigue un aumento en la probabilidad de ubicar correctamente en el tiempo futuro, el instante en el que se debe modificar la métrica, para corregir rápidamente la congestión en los enlaces.

Esta conclusión aquí expuesta, ha sido corroborada por los resultados experimentales.

6.5.2. Análisis de los resultados del proceso de aprendizaje genético.

6.5.2.1. Para entornos de carga variada.

En entornos de carga variada, la evaluación del comportamiento de la red se ha realizado con niveles bajo, medio y alto de carga en red, siendo el periodo de actualización de la métrica no elevado (1 s.). En este escenario de trabajo se puede realizar las siguientes consideraciones:

a) En los Controladores Borrosos Clásicos:

1. Desde el punto de vista del proceso de control, el balance de su aplicación es muy moderado, en el sentido que los beneficios que aporta su utilización no mejoran sensiblemente a los problemas derivados de su empleo.
2. Desde el punto de vista del proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, ha de tomarse en consideración que los principales dificultades observadas son las derivadas de la obtención de:
 - Una adecuada definición de los conjuntos borrosos definidos para las variables de contexto y operación.
 - Una adecuada combinación de reglas.

b) Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales:

1. Desde el punto de vista del proceso de control, el balance de su aplicación es moderado, en el sentido que los beneficios que aporta su utilización no compensan ostensiblemente las contrapartidas introducidas (Apartado 6.5.1.1).
2. Desde el punto de vista del proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, ha de tomarse en consideración que los principales dificultades observadas, son las derivadas de la obtención de:
 - Una adecuada distribución de los conjuntos borrosos definidos para las variables de contexto, operación, el cuantificador borroso y la referencia temporal.

- Una adecuada combinación de reglas.

c) Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos:

1. Desde el punto de vista del proceso de control, sobre los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, la introducción de la Difuminación presenta una mejora reducida, en este entorno de trabajo (Apartado 6.5.1.1).
2. Desde el punto de vista del proceso genético, además de las dificultades observadas en la aplicación de Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, aparecen algunas propias derivadas de la obtención de:
 - Una distribución ajustada de los conjuntos borrosos definidos para la variable tiempo.
 - Una adecuada combinación de reglas de aplicación diferida y de aplicación inmediata.
 - Valores adecuados para los Parámetros de Difuminación.
 - Un valor conveniente para el parámetro intervalo de actuación temporal (T).

d) Controladores Borrosos Temporales:

1. Desde el punto de vista del proceso de control el balance de su aplicación es apreciable, debido a la posibilidad de retardar adecuadamente en el tiempo la modificación de la métrica, que compensa razonablemente las contrapartidas surgidas en este entorno de trabajo (Apartado 6.5.1.1).
2. Desde el punto de vista del proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, ha de tomarse en consideración que los principales dificultades observadas son las derivadas de la obtención de:
 - Una distribución ajustada de los conjuntos borrosos definidos para las variables de contexto, operación, y de la variable tiempo.
 - Una adecuada combinación de reglas temporales y no temporales.
 - Un valor conveniente para el parámetro intervalo de actuación temporal (T).

e) Controladores Borrosos Temporales Difuminados:

1. Desde el punto de vista del proceso de control, sobre los Controladores Borrosos Temporales, la introducción de la Difuminación presenta una mejora reducida, en este entorno de trabajo (Apartado 6.5.1.1).
2. Desde el punto de vista del proceso genético, además de las dificultades observadas en la aplicación de Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales, aparecen algunas propias derivadas de la obtención de los valores adecuados para los Parámetros de Difuminación.

En cualquiera de los procesos genéticos expuestos, el resultado de una combinación inadecuada de reglas, falta de adaptación en la definición de sus conjuntos borrosos o elección no acertada de los parámetros propios, repercute negativamente en la eficacia del proceso de aprendizaje.

En virtud de lo expuesto, se puede extraer las siguientes conclusiones:

- a) En la aplicación de Algoritmos Genéticos Clásicos a los Controladores Borrosos Clásicos, si bien el tamaño de genoma es el menor de los empleados, las limitaciones, inherentes al propio controlador, hacen del proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, el menos eficiente.
- b) En la aplicación de Algoritmos Genéticos Dirigidos a los Controladores Borrosos Temporales, si bien se trata de uno de los procesos más eficaces desde el punto de vista de control, el tamaño del genoma que es elevado (sólo superado por el de Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados y basados en Reglas Temporales Híbridos) motiva que el proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, no sea el más eficiente.
- c) En la aplicación de Algoritmos Genéticos Dirigidos a los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, la inclusión de la Difuminación presenta una influencia reducida en este entorno de trabajo (apartado 6.5.1.1), al tiempo que incrementa ligeramente el tamaño del genoma. Estos hechos provocan que el proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, presente una eficiencia similar a la de los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales.
- d) En la aplicación de Algoritmos Genéticos Clásicos a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, a pesar de que, desde el punto de vista de control, el proceso no es el más eficaz, el reducido tamaño del genoma, permite que el algoritmo genético, de obtención de bases de conocimiento, muestre una mayor eficiencia.
- e) En la aplicación de Algoritmos Genéticos Dirigidos a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos, la introducción de la Difuminación contribuye con una leve influencia, en este entorno de trabajo

(Apartado 6.5.1.1), al tiempo que incrementa moderadamente el tamaño del genoma. Hechos estos que conllevan a que el proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, presente una eficiencia similar a la de los Algoritmos Genéticos Clásicos sobre Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

Conclusiones que han sido corroboradas por los resultados experimentales.

6.5.2.2. Para entornos de carga alta.

En entornos de carga alta, la evaluación del comportamiento de la red se ha realizado con niveles medio y alto de carga en red, siendo el periodo de actualización de la métrica de cierta longitud (2 s.). En este escenario de trabajo se puede realizar las siguientes consideraciones:

- a) En los Controladores Borrosos Clásicos:
 1. Desde el punto de vista del proceso de control, el balance de su aplicación es muy moderado, en el sentido que los beneficios que aporta su utilización no mejoran sensiblemente a los problemas derivados de su empleo.
 2. Desde el punto de vista del proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, ha de tomarse en consideración que los principales dificultades observadas son las derivadas de la obtención de:
 - Una adecuada definición de los conjuntos borrosos definidos para las variables de contexto y operación.
 - Una adecuada combinación de reglas.
- b) Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales:
 1. Desde el punto de vista del proceso de control, el balance de su aplicación es moderado, en el sentido que los beneficios que aporta su utilización compensan razonablemente las contrapartidas introducidas (Apartado 6.5.1.2).
 2. Desde el punto de vista del proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, ha de tomarse en consideración que los principales dificultades observadas, son las derivadas de la obtención de:
 - Una adecuada distribución de los conjuntos borrosos definidos para las variables de contexto, operación, el cuantificador borroso y la referencia temporal.

- Una adecuada combinación de reglas.

c) Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos:

1. Desde el punto de vista del proceso de control, sobre los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, la introducción de la Difuminación presenta una mejora a tomar en consideración, en este entorno de trabajo (Apartado 6.5.1.2).
2. Desde el punto de vista del proceso genético, además de las dificultades observadas en la aplicación de Algoritmos Genéticos sobre Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, aparecen algunas propias derivadas de la obtención de:
 - Una distribución ajustada de los conjuntos borrosos definidos para la variable tiempo.
 - Una adecuada combinación de reglas temporales y no temporales.
 - Valores adecuados para los Parámetros de Difuminación.
 - Un valor conveniente para el parámetro intervalo de actuación temporal (T).

d) Controladores Borrosos Temporales:

1. Desde el punto de vista del proceso de control, el balance de su aplicación es moderado, en el sentido que los beneficios que aporta su utilización no compensan ostensiblemente las contrapartidas surgidas en este entorno de trabajo, que se centran, fundamentalmente, en la posibilidad de aparición de oscilaciones en el proceso de encaminamiento (Apartado 6.5.1.2).
2. Desde el punto de vista del proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, ha de tomarse en consideración que los principales dificultades observadas son las derivadas de la obtención de:
 - Una distribución ajustada de los conjuntos borrosos definidos para las variables de contexto, operación, y de la variable tiempo.
 - Una adecuada combinación de reglas temporales y no temporales.
 - Un valor conveniente para el parámetro intervalo de actuación temporal (T).

e) Controladores Borrosos Temporales Difuminados:

1. Desde el punto de vista del proceso de control, sobre los Controladores Borrosos Temporales, la introducción de la Difuminación presenta una mejora a tomar en consideración, en este entorno de trabajo (Apartado 6.5.1.1).
2. Desde el punto de vista del proceso genético, además de las dificultades observadas en la aplicación de Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales, aparecen algunas propias derivadas de la obtención de los valores adecuados para los Parámetros de Difuminación.

En cualquiera de los procesos genéticos expuestos, el resultado de una combinación inadecuada de reglas, falta de adaptación en la definición de sus conjuntos borrosos o elección no acertada de los parámetros propios, repercute negativamente en la eficacia del proceso de aprendizaje.

En virtud de lo expuesto, se puede extraer las siguientes conclusiones:

- a) En la aplicación de Algoritmos Genéticos Clásicos a los Controladores Borrosos Clásicos, si bien el tamaño de genoma es el menor de los empleados, las limitaciones, inherentes al propio controlador, hacen que proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, presente una eficacia moderada.
- b) En la aplicación de Algoritmos Genéticos Dirigidos a los Controladores Borrosos Temporales, los condicionantes de que, en este entorno de trabajo, se trata de uno de los procesos de eficacia intermedia, desde el punto de vista de control, y poseer un tamaño del genoma elevado (sólo superado por el de Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales Difuminados y basados en Reglas Temporales Híbridos), motivan que el proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, sea el menos eficiente.
- c) En la aplicación de Algoritmos Genéticos Dirigidos a los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, la inclusión de la Difuminación presenta una influencia positiva aceptable en este entorno de trabajo (apartado 6.5.1.2), al tiempo que incrementa ligeramente el tamaño del genoma. Estos hechos provocan que el proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, presente una eficiencia algo mayor a la de los Algoritmos Genéticos Dirigidos sobre Controladores Borrosos Temporales.
- d) En la aplicación de Algoritmos Genéticos Clásicos a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, teniendo en cuenta que desde el punto de vista de control, el proceso es uno de los más eficaces (sólo superado por los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos) y el reducido tamaño del genoma, permiten que el algoritmo

genético, de obtención de bases de conocimiento, muestre una de las mayores eficiencias.

- e) En la aplicación de Algoritmos Genéticos Dirigidos a los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos, la introducción de la Difuminación contribuye con una influencia positiva aceptable, en este entorno de trabajo (Apartado 6.5.1.2), al tiempo que incrementa moderadamente el tamaño del genoma. Hechos estos que conllevan a que el proceso genético, de obtención de bases de conocimiento, presente una eficiencia ligeramente mayor a la de los Algoritmos Genéticos Clásicos sobre Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

Conclusiones que han sido corroboradas por los resultados experimentales.

6.5.3. Conclusión sobre la idoneidad de las técnicas y algoritmos propuestos.

Si bien estas técnicas y algoritmos, que se presentan como novedosos en esta tesis, pertenecen al campo de los sistemas Borroso-Genéticos, para verificar el provecho de los mismos se han aplicado al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes. En este apartado se presenta un último análisis sobre la idoneidad de las mismas en el mencionado ámbito de aplicación. Así para:

- a) El Controlador Borroso Temporal Difuminado.
 - 1. En condiciones de carga variada e intervalo de actualización de la métrica moderado, este controlador es el que ofrece mejores prestaciones, gracias a su capacidad para ubicar acciones temporales correctivas retrasadas en el tiempo, sin tener que esperar a la llegada del próximo instante de inferencia. Así mismo la inclusión del concepto de Difuminación permite aumentar la probabilidad de ubicar correctamente, en el tiempo, el instante de aplicación de las acciones de control. En el ámbito del encaminamiento, esta propiedad permite modificar el valor de la métrica de un enlace antes de que se produzca el próximo intervalo de muestreo, de manera que sea posible una alteración de las tablas de encaminamiento que permita modificar el flujo de paquetes y evitar la congestión del enlace.
 - 2. En condiciones de carga alta e intervalo de actualización de la métrica amplio, este controlador presenta las mismas propiedades enunciadas en el párrafo anterior, potenciadas por la mayor probabilidad de presentarse el fenómeno de congestión. Por ello, en este entorno, el citado controlador ofrece unas buenas prestaciones, que no son las mejores, ya que no posee la herramienta óptima para dar solución al proceso de oscilación en la carga de tráfico. Este proceso lleva a los enlaces a situaciones de

congestión y vacío, de manera alterna, produciendo un aumento considerable en la varianza del retardo sufrido por los paquetes, y por tanto degradando fuertemente las prestaciones de la red.

b) El Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido.

1. En condiciones de carga alta e intervalo de actualización de la métrica amplio, los fenómenos no deseados que mayor incidencia presentan son: la congestión de enlaces y la oscilación en el tráfico. Para ambas situaciones este controlador aporta las soluciones más efectivas, basadas en su capacidad de tener en cuenta las variables de contexto (retardo medio y varianza), en el instante actual y pasados, a la hora de realizar la inferencia de las variables de operación (métrica), que podrán ser ubicadas en el instante actual y/o en futuros. Capacidad que es extendida al incorporarle el concepto de Difuminación temporal que le dota de una mayor precisión en la ubicación temporal de las acciones de control (modificación de la métrica del enlace).
2. En condiciones de carga variada e intervalo de actualización de la métrica moderado, la influencia negativa del fenómeno de oscilación pierde peso frente a la de la congestión. En este controlador la solución adoptada para corregir las oscilaciones, consistente en considerar las variables de contexto en un intervalo temporal, introduce cierta inercia que ralentiza la capacidad del adaptación del sistema para generar los cambios de flujo que corregirá la congestión de los enlaces. Por ello en este entorno, el controlador Híbrido pierde prestaciones frente al Temporal Difuminado que carece de la citada inercia.

c) Los Algoritmos Genéticos Dirigidos

Tanto en los Controladores Temporales, Temporales Difuminados, como en los basados en Reglas Temporales Híbridos, se caracterizan: en su base de reglas, por incorporar un consecuente temporal, mientras en su base de datos incluye los parámetros Temporal y de Difuminación. Como consecuencia de ello el genoma resultante de la codificación de la base conocimiento será de mayor longitud que el del Controlador Borroso Clásico y el basado en Reglas Temporales. El fruto de esta mayor longitud será un mayor espacio de soluciones posibles, y por tanto un mayor tiempo de búsqueda para obtener un conocimiento adecuado.

La técnica denominada Algoritmos Genéticos Dirigidos se basa en limitar el proceso genético de búsqueda al espacio de soluciones (bases de conocimiento) con estructura adecuada.

La aplicación de esta técnica sobre los controladores dotados con mayor genoma, en el ámbito del encaminamiento en redes de conmutación de paquetes, tanto en condiciones de carga variada como alta, permite la

obtención de bases de conocimiento que mejoran las prestaciones de la red, frente a las obtenidas con Algoritmos Genéticos Clásicos.

Capítulo VII:

CONCLUSIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN.

7. CONCLUSIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN.

7.1. Conclusiones.

En el desarrollo de esta tesis se ha presentado la aplicación de Sistemas Borroso-Genéticos al encaminamiento en redes de comunicaciones que emplean la técnica de conmutación de paquetes. El objetivo general, que se ha buscado alcanzar, se centra en la mejora de la toma de decisiones de encaminamiento mediante el empleo de Técnicas Evolutivas aplicadas al Control Borroso Temporal.

En las siguientes líneas, a fin de mostrar su cumplimiento, se pasa revista a los objetivos enunciados en el Capítulo I de este documento, que fueron ubicados dentro de dos campos de actuación:

a) Objetivos en el ámbito de los Sistemas Borrosos.

1. Desarrollar un nuevo algoritmo de Control Borroso Temporal.

Los Controladores Borrosos Temporales fueron propuestos como una extensión de los Controladores Borrosos Clásicos, para dar solución a algunas limitaciones inherentes a su principio de funcionamiento.

Los Controladores Borrosos Temporales son Controladores Borrosos que pueden retrasar, de forma borrosa en el tiempo, la aplicación de las acciones de control sugeridas por las reglas disparadas [CAR 98-1].

El principal inconveniente que surge de la aplicación de Controladores Borrosos Temporales está asociado a la dificultad que presentan, para poder afinar adecuadamente el valor asignado a la variable de operación, en cada regla disparada. Para salvar este problema, se han desarrollado un nuevo controlador denominado Controlador Borroso Temporal Difuminado presentado en [GAD 00-2] [GAD 01-3]. Este controlador está caracterizado por disponer de un nuevo motor de inferencias que permita aumentar el intervalo de actuación temporal de la acción correctora, sin aumentar su influencia global sobre el sistema, aumentando así la probabilidad de ubicar correctamente la acción correctora.

Este nuevo controlador ha sido aplicado en varios problemas, como:

- A un problema clásico y bien conocido, utilizado como comparador: el control del péndulo invertido. En este problema se ha observado que:

- Para diversas situaciones de masa en el sistema, que se asocian a diferentes realidades de inercia, el Controlador Borroso Temporal Difuminado presenta un mejor comportamiento que el Controlador Borroso Clásico y que el Temporal, mientras en situaciones de masa no asociadas a realidades de inercia, el comportamiento de estos controladores puede considerarse similar.
 - En entornos ruidosos, en sistemas que presentan una razonable propagación temporal en la variación de las variables de contexto, que en el entorno del Péndulo Invertido se asocia a una masa moderada, el Controlador Borroso Temporal Difuminado presenta un mejor comportamiento que el Controlador Borroso Clásico y que el Temporal.
 - En sistemas con sensores ruidosos, que presenten una razonable propagación temporal en la variación de las variables de contexto, que en el entorno del Péndulo Invertido se asocia a una masa moderada, el Controlador Borroso Temporal Difuminado presenta un mejor comportamiento que el Controlador Borroso Clásico y que el Temporal.
- Al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes. En el que se ha distinguido entre las situaciones de:
 - Carga variada. En este escenario de trabajo se ha observado que el Controlador Borroso Temporal Difuminado presenta un mejor comportamiento que el resto de Controladores estudiados.
 - Carga alta. En este escenario de trabajo se ha observado que el Controlador Borroso Temporal Difuminado presenta un mejor comportamiento que el Controlador Borroso Clásico y el Temporal, así como el resto de controladores no borrosos. Por otra parte, tanto el Controlador Borroso basado en Reglas Temporales como el Híbrido mejoran ligeramente la evaluación obtenida con el Temporal Difuminado.
2. Desarrollar un nuevo algoritmo de Control Borroso basado en Reglas Temporales.

Los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, son Controladores Borrosos que toman en consideración el estado del sistema controlado, durante un intervalo de tiempo anterior, para proponer las acciones correctoras, sugeridas por las reglas disparadas.

Los Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales fueron propuestos como una extensión de los Controladores Borrosos Clásicos, para dar solución a los problemas de oscilación que se generaban en las variables de operación.

El inconveniente fundamental que se deriva de la aplicación de Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales está asociado a la dificultad que presentan, para poder afinar adecuadamente el valor asignado a la variable de operación, en cada regla disparada, debido a la imposibilidad de poder situar, de forma borrosa en el tiempo, la aplicación de acciones sugeridas por el motor de inferencias.

Para superar este escollo, se ha desarrollado un nuevo motor de inferencias denominado Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido que, además de tomar en consideración los estados de las variables de contexto en instantes anteriores, permita retrasar en el tiempo la aplicación de la acción correctora, aumentando su intervalo de actuación temporal sin aumentar su influencia global sobre el sistema, con lo que se consigue aumentar la probabilidad de ubicar correctamente la acción correctora.

Este nuevo controlador ha sido aplicado al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes. En el que se ha distinguido entre las situaciones de:

- Carga variada. En este escenario de trabajo se ha observado que el Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido presenta un mejor comportamiento que el Controlador Borroso Clásico y el Controlador Borroso basado en Reglas Temporales, así como el resto de controladores no borrosos. Por otra parte, tanto el Controlador Borroso Temporal y el Difuminado mejoran ligeramente la evaluación obtenida con el basado en Reglas Temporales Híbrido.
- Carga alta. En este escenario de trabajo se ha observado que el Controlador Borroso basado en Reglas Temporales Híbrido presenta un mejor comportamiento que el resto de Controladores estudiados.

b) Objetivos en el ámbito de los Sistemas Borroso-Genéticos.

Desarrollar un nuevo algoritmo de aprendizaje genético para la adquisición de conocimiento en Controladores Borrosos Temporales, Controladores Borrosos Temporales Difuminados y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.

Los Controladores Borrosos Temporales, los Controladores Borrosos Temporales Difuminados y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos, se caracterizarán por reglas que incorporan un

consecuente temporal, por lo que los cromosomas, resultantes de codificar las Bases de Conocimiento, tendrán una mayor longitud. Ello se traduce en un mayor espacio de soluciones posibles, y por tanto un mayor tiempo de búsqueda para obtener un conocimiento adecuado.

Con el fin de realizar la obtención de conocimiento, con un tiempo de búsqueda razonable y con un coste computacional moderado, se han desarrollado los Algoritmos Genéticos Dirigidos, caracterizados por limitar el proceso genético de búsqueda al espacio de soluciones (bases de conocimiento) con estructura adecuada.

Este nuevo algoritmo ha sido aplicado en varios problemas:

1. Al control del péndulo invertido. En el que se ha observado que:
 - Para diversas situaciones de masa en el sistema, que se asocian a diferentes realidades de inercia, los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados al Controlador Borroso Temporal y Controlador Borroso Temporal Difuminado presenta un mejor comportamiento que los Algoritmos Genéticos Clásicos aplicados al Controlador Borroso Clásico.
 - En entornos ruidosos, en sistemas que presentan una razonable propagación temporal en la variación de las variables de contexto, que se asocia a una masa moderada, los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados al Controlador Borroso Temporal y Controlador Borroso Temporal Difuminado presenta un mejor comportamiento que los Algoritmos Genéticos Clásicos aplicados al Controlador Borroso Clásico.
 - En sistemas con sensores ruidosos, que presenten una razonable propagación temporal en la variación de las variables de contexto, que se asocia a una masa moderada, los Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados al Controlador Borroso Temporal y Controlador Borroso Temporal Difuminado presenta un mejor comportamiento que los Algoritmos Genéticos Clásicos aplicados al Controlador Borroso Clásico.
2. Al encaminamiento en redes de conmutación de paquetes, tanto en condiciones de carga variada o alta, se ha observado que el empleo de Algoritmos Genéticos Dirigidos permite la obtención de bases de conocimiento que mejoran las prestaciones de la red, frente a las obtenidas con Algoritmos Genéticos Clásicos.

c) Objetivos en el ámbito de las Redes de Comunicaciones.

1. Aplicación al encaminamiento de Controladores Borrosos Temporales.

El empleo de Controladores Borrosos Temporales, permiten modificar el valor tomado por la métrica de cada enlace en cualquier instante de tiempo, aumentando así la capacidad de adaptación a los cambios de la red. Esta mayor capacidad de adaptación, que debe traducirse en un aumento de las prestaciones ofertadas por la red ha quedado corroborada con la observación de los resultados, en los que se destaca que las estrategias de encaminamiento basadas en Control Borroso Temporal ofrecen unas mayores prestaciones, comparadas con las estrategias de Control Clásico tanto borroso como no borroso, tanto en entorno de carga variada como alta.

2. Aplicación al encaminamiento de Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.

El empleo de Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales, permite obtener valores de la métrica, que se adapten a diferentes circunstancias, evitando la congestión de los enlaces, a la vez que grandes oscilaciones en los valores tomados por dicha métrica, aumentando así la capacidad de adaptación a los cambios de la red. Esta mayor capacidad de adaptación, que debe traducirse en un aumento de las prestaciones ofertadas por la red ha quedado corroborada con la observación de los resultados, en los que se destaca que las estrategias de encaminamiento basadas en Controladores Borrosos Basados en Reglas Temporales ofrecen unas mayores prestaciones, comparadas con las estrategias que no hacen uso de ésta técnica, en entornos de carga alta, que es donde hay una probabilidad de congestión más elevada.

3. Aplicación al encaminamiento de Controladores Borrosos Temporales Difuminados.

El empleo de Controladores Borrosos Temporales Difuminados, permite corregir, al menos en parte, el efecto nocivo causado por la existencia de ruido externo, así como las reglas disparadas, durante el intervalo de aplicación de las acciones propuestas por la variable de operación, que provocan un desplazamiento en el instante de tiempo en el que el estado no deseado, que se desea corregir, se produce. Se disminuye así la eficiencia de las acciones correctoras programadas (valor dado a la métrica) y, por tanto también, de las prestaciones del mecanismo de encaminamiento diseñado.

Debido a la introducción del concepto de Difuminación los Controladores Borrosos Temporales Difuminados, presentan una mayor capacidad para la modificación del encaminamiento, dentro del intervalo de muestreo, con una mayor probabilidad para prevenir la degradación de las prestaciones de la red. Esta habilidad debe traducirse en un aumento de las

prestaciones ofertadas por la red, que ha quedado corroborada con la observación de los resultados, en los que se destaca que las estrategias de encaminamiento basadas en Controladores Borrosos Temporales Difuminados ofrecen unas mayores prestaciones, comparadas con las estrategias que no hacen uso de ésta técnica, fundamentalmente en entornos de carga variada, que es donde la probabilidad de oscilaciones es relativamente moderada.

4. Aplicación al encaminamiento de Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.

El empleo de Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos permite simultáneamente, tanto evitar la aparición de grandes oscilaciones en los valores tomados por la métrica, como programar, de manera difuminada, acciones diferidas en el tiempo. Estas habilidades, deberán permitir planificar la modificación del encaminamiento, dentro del intervalo de muestreo, sin tener que esperar a la llegada del próximo instante de muestreo. Todo ello redundará en una mayor probabilidad para prevenir la degradación de las prestaciones de la red, lo que conlleva una considerable capacidad de adaptación, que se traduce en un aumento de las prestaciones ofertadas por la red.

Las virtudes enunciadas han quedado corroboradas con la observación de los resultados, en los que se destaca que las estrategias de encaminamiento basadas en Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos ofrecen unas mayores prestaciones, comparadas con las estrategias que no hacen uso de ésta técnica, fundamentalmente en entornos de carga alta, que es donde hay una probabilidad de congestión más elevada.

5. Desarrollar un sistema de encaminamiento evolutivo.

Para procurar el correcto funcionamiento de los sistemas de encaminamiento que hacen uso de técnicas de Control Borroso, es necesario encontrar una buena base de conocimiento, para ello se ha empleado:

- Algoritmos Genéticos aplicados sobre Controladores Borrosos Clásicos y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales.
- Algoritmos Genéticos Dirigidos aplicados sobre Controladores Borrosos Temporales, Controladores Borrosos Temporales Difuminados y Controladores Borrosos basados en Reglas Temporales Híbridos.

De la observación de los resultados obtenidos, se comprueba que estos procesos evolutivos permiten la consecución de bases de conocimiento con buena puntuación, a un coste computacional razonable, lo que permite

que las redes que emplean estas técnicas, en su estrategias de encaminamiento, oferten unas buenas prestaciones con unas exigencias de recursos moderadas.

7.2. Futuras Líneas de Investigación.

Los trabajos que se han realizado durante el desarrollo de esta tesis han abierto ciertas líneas de acción en distintos ámbitos. Algunos de ellos de desarrollo teórico, de nueva aplicación y otros clásicos referenciados en el “estado del arte”, en los que ya han sido empleados otros sistemas Borroso-Genéticos con Reglas Temporales, con el fin de intentar mejorar el rendimiento de estos sistemas.

Dentro de las futuras líneas de estudio se podrían distinguir diferentes vías, en función de los ámbitos de trabajo:

- a) De nueva aplicación:
 - 1. En el campo de los sistemas Borroso-Genéticos aplicados a las redes de comunicaciones:
 - Extender la aplicación de las técnicas de encaminamiento propuestas, basadas en Control Borroso Temporal Evolutivo, a las redes de sensores, para mejorar los procesos de toma de decisión dentro de los propios sensores.
 - 2. En el campo de los sistemas Borroso-Genéticos aplicados al mantenimiento y mejora del medioambiente:
 - Extender la aplicación de las técnicas propuestas, basadas en Control Borroso Temporal Evolutivo, a la evaluación de situaciones de alerta o emergencia medioambiental.
- b) De mejora de aplicaciones existentes:
 - 1. En el campo de los sistemas Borroso-Genéticos aplicados a las redes de comunicaciones:
 - Estudiar la aplicación de las técnicas de encaminamiento propuestas, basadas en Control Borroso Evolutivo, a redes de conmutación de paquetes “best effort”, bajo mayor número de situaciones de tráfico, periodos de actualización y de topologías de red, para obtener así unos resultados más generales.

- Extender la aplicación de las técnicas de encaminamiento propuestas, basadas en Control Borroso Evolutivo, a redes de paquetes con requerimientos de calidad de servicio, para la mejora de sus prestaciones.
 - Extender la aplicación de las técnicas de encaminamiento propuestas, basadas en Control Borroso Evolutivo, a algún protocolo de encaminamiento empleado en redes IP, como por ejemplo al protocolo OSPF, para así intentar mejorar las prestaciones ofertadas por éste.
 - Extender la aplicación de las técnicas de encaminamiento propuestas, basadas en Control Borroso Evolutivo, para mejorar algoritmos de encaminamiento basados en bifurcación de tráfico.
2. En el campo de los sistemas Borroso-Genéticos aplicados a la medicina:
- Extender la aplicación de las técnicas propuestas, basadas en Control Borroso Temporal Evolutivo, a la detección y tratamiento temprano de diferentes enfermedades.
3. En el campo de los sistemas Borroso-Genéticos aplicados a control de procesos industriales:
- Extender la aplicación de las técnicas propuestas, basadas en Control Borroso Temporal Evolutivo, al control de temperatura en tanques de almacenamiento de productos líquidos.
 - Extender la aplicación de las técnicas propuestas, basadas en Control Borroso Temporal Evolutivo, al control de plantas de cogeneración energética.
- c) De desarrollo teórico:
1. Extensión del carácter temporal en los sistemas Borroso-Genéticos:
- Para que cada base de reglas presente en su conjunto un único ámbito temporal de actuación, en el que todas y cada una de las reglas que la componen se disparen en el mismo intervalo borroso de tiempo y con el mismo grado de difuminación.
 - Para la obtención del conocimiento temporal ligado a cada base de conocimiento, mediante Algoritmos Genéticos siguiendo el enfoque de Pittsburg.

BIBLIOGRAFÍA.

BIBLIOGRAFÍA.

- [ABO 97] E. Aboeela; C. Douligeris, "Routing in Multimetric Networks Using A Fuzzy Link Cost", The Second IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC'97), Alexandria, Egypt, pp. 397-401, July 1997.
- [ABO 98] Aboeela E. Fuzzy Logic Applications for routing and management in communication networks. Ph. D. Thesis. University of Miami. Florida. 1998.
- [AGU 00] Aguire, E. y González, A. Diseño y coordinación de comportamientos difusos para navegación de robots móviles. X Congreso Español sobre Tecnologías y Lógica Fuzzy (ESTYLF 2000), pags. 115-120. Sevilla (Spain), 2000.
- [ALL 84] Allen, J. Towards a general theory of action and time. Artificial Intelligence, N. 23. Pags. 123-154. 1984.
- [ALL 91] Allen, J. Time and time again: The many ways to represent time. International Journal of Intelligent Systems. N 6. Pags. 341-355. 1991.
- [APO 98] Apostolopoulos G., Guerin R., Kamat S., Tripathi S.K. Quality of Service based routing: a performance perspective. Proceedings of ACM SIGCOMM 1998.
- [APO 99] Apostolopoulos G., Guerin R., Kamat S., Tripathi S.K. Improving QoS routing performance under inaccurate link state information. In proceedings of ITC'16, June 1999.
- [BAC 91] Back, T., Hoffmeister, F., Schwefel, HP., A Survey of Evolution Strategies. Proc. of the Fourth Int. Conf. on Genetic Algorithms, San Diego, 1991, 29.
- [BAC 96] Back, T. Evolutionary Algorithms in Theory and Practice. Oxford University Press. 1996.
- [BAG 02] J.C. Bago, S.G. Galán, J. Aguilera, J.R. Velasco, L. Magdalena. "Fuzzy Charge Applications in Stand-Alone Photovoltaic Systems". Mathware & Soft Computing. Vol .IX. n. 1 (2002). Pp 85-105.

- [BAK 87] Baker J. E. Reducing Bias and Inefficiency in the Selection Algorithm. in Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms and their Application, pp. 14-21, 1987.
- [BAL 95] Balakrishnan K., Tipper D., Medhi D. Routing strategies for fault recovery in wide area packet networks, Proc. MILICOM'95, 1995, 1139-1143.
- [BAR 02] Barro S., Marín R. Fuzzy Logic in Medicine. Physica-Verlag. 2002.
- [BAR 08] Barro S., Bugarín A., Cariñena P., Díaz-Hermida F., Mucientes M. Fuzzy Temporal Rule-Based Systems: New Challenges. XIV Congreso Español sobre Tecnologías y Lógica fuzzy, ESTYLF08, Mieres, pp. 507-514. (2008).
- [BAR 94] Barro, S., Martín, R., Mira, J., and Patón, A.R. A model and a language for the fuzzy representation and the handling of time. Fuzzy Sets Systems. 61. 153-175. 1994.
- [BAR 97] Barro S., Bugarín A., Cariñena P., Félix P., Fraga S. Petri Nets for Fuzzy Reasoning on Dynamic Systems. In Proceedings of the 7th IFSA World Congress. Pp. 279-284. Praga. 1997.
- [BER 92] Bertsekas, D., Gallager R., Data Networks. Prentice Hall, 1992.
- [BOO 89] Booker, L.B., Goldberg D.E., Holland J.H. Classifier systems and genetic algorithms. Artificial Intelligence 40, 235-282. 1989.
- [BRO 86] Brooks, R. A robust layered control system for a mobile robot. IEEE Journal of Robotics and Automation RA-2(1), 14-23. 1986.
- [BUG 99] Bugarin A., Cariñena P., Félix P., Barro S. Fuzziness in Petri Nets, tomo 22 de Studies in Fuzziness and Soft Computing. Cap. Reasoning with Fuzzy Temporal Rules on Petri Nets. Pp. 174-202. Physica-Verlag. 1999.
- [CAL99] Calvo, O., Rodríguez, G. y Picos, R. Real time Navigation of Autonomous Robot with Fuzzy Controller and Ultrasonic Sensors. 1999 Eusflat -Estylf Joint Conference, pages 95-98. Mallorca. Spain. 1999.

- [CAÑ 99] Cañada J., Magdalena L. "Knowledge based evaluation of knowledge bases". Eusflat 1999. Pag. 83-86.
- [CAR 00-1] Carse B., Fogarty T.C., Munro A. Routing Control in Packet Switched Networks using Soft Computing Techniques. Telecommunications Optimization: Heuristic and Adaptive Techniques. John Wiley & Sons Ltd. Pags. 137-150. 2000.
- [CAR 00-2] Cariñena P., Bugarin A., Mucientes M., Díaz-Hermida F., Barro S. A Language for Expressing Fuzzy Temporal Rules. Mathware and Soft Computing. 7 (2-3): 213-227. 2000.
- [CAR 00-3] Cariñena P., Bugarin A., Mucientes M., Díaz-Hermida F., Barro S. A model of Fuzzy Temporal Rules for Knowledge Representation and Reasoning. En proceedings of the Eighth International Conference of Information Processing and Management of Uncertainty in K
- [CAR 04] Cariñena P., Regueiro C., Otero A., Bugarín A., Barro S. Landmark Detection in Mobile Robotics Using Fuzzy Temporal Rules. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 12, Nº 4. pp. 423-435. August 2004.
- [CAR 95-1] Carse, B., Fogarty, T.C. and Munro, A. (1995) Adaptive distributed routing using evolutionary fuzzy control, in Eshelman, L.J. (ed.) Proceedings of the Sixth International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann, 389–396.
- [CAR 95-2] Carse B., Fogarty T., Munro A. Evolutionary Learning in Computational Ecologies: An Application to Adaptive, Distributed Routing in Communication Networks. Lecture Notes In Computer Science; Vol. 993.Pags: 103 - 116.1995.
- [CAR 96-1] Carse B., Fogarty T.C., Munro A. Distributed Adaptive Routing Control in Communications Networks Using a Temporal Fuzzy Classifier System. A---Z. Pags. 2201-2207. 1996.
- [CAR 96-2] Carse, B., Fogarty, T.C. and Munro, A. (1996) Evolving fuzzy rule based controllers using genetic algorithms, Fuzzy Sets and Systems, 80, 273–293.
- [CAR 97-1] Carse, B. (1997) Artificial evolution of fuzzy and temporal rule based systems. PhD Thesis, University of the West of England, Bristol, UK.

- [CAR 97-2] Carse B., Fogarty T.C., Munro A., "Artificial evolution of fuzzy rules base which represent time: a review of the temporal fuzzy classifier system", , 7th International Fuzzy Systems Association World Congress Worl Congress. Pp. 294-299. Prague. 1997.
- [CAR 98-1] Carse B., Fogarty T.C., Munro A., "Artificial evolution of fuzzy rules base which represent time: a review of the temporal fuzzy classifier system", International journal of intelligent systems, Vol. 13. Pag. 905-927., 1998.
- [CAR 98-2] Cariñena P., Bugarin A., Barro S. Un modelo para la cuantificación de la persistencia en proposiciones temporales borrosas. En Actas del VIII Congreso Español sobre Tecnologías y Lógica Fuzzy. Pp. 109-116. Pamplona. 1998.
- [CHE 95] Chen, Z. Fuzzy Temporal Reasoning for Process Supervision. Expert Systems, 12(2). Pags. 123-137. 1995.
- [COM 00] Comer D. E., Internetworking with TCP/IP. Vol1. Principles, Protocols, and Architectures. Prentice Hall, 2000.
- [COR 01] Cordon, O., Herrera, F., Hoffmann F., Magdalena L. Genetic Fuzzy Systems Evolutionary tuning and learning of fuzzy knowledge bases. Word Scientific. 2001.
- [COR 04] Cordon O., Gomide F., Herrera F., Hoffmann F., Magdalena L. Ten years of genetic fuzzy systems: current framework and new trends. Fuzzy Sets and Systems Volume 141. pp. 5-31. January 2004.
- [COR 99] Cordon, O., Herrera, F., and Sánchez, L., Solving electrical distribution problems using hybrid evolutionary data analysis techniques. Applied in Intelligence 10(1), 5-24. 1999.
- [DAR 59] Darwin, C., On the Origin of Species by Means of Natural Selection. John Murray, 1959.
- [DEJ 88] DeJong, K. Learning with genetic algorithms: An overview. Machine Learning 3(3), 121-138.

- [DRI 00] Driankov, D. and Saffiotti, A., Fuzzy Logic techniques for autonomous vehicle navigation. Studies in Fuzziness. Springer Verlag. 2000.
- [DUB 89] Dubois, D. y Prade, H. Processing fuzzy temporal knowledge. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 19, 4. Pags. 729-744. 1989.
- [DUT 88-1] Dutta, S. Temporal reasoning in medical expert systems. Proc. of the Symposium on the engineering of Computer-Based Medical Systems. Minneapolis. Pags. 118-122. 1988.
- [DUT 88-2] Dutta, S. An event based fuzzy temporal logic. Proc. 18th IEEE International Symposium on Multiple-Valued Logic. Palma de Mayorca. España. Pags. 64-71. 1988.
- [FLO 62] Floyd, R.W. Algorithm 97 (Shortest Path). Communications of the ACM, vol 5(6). 1962.
- [FOG 66] Fogel, L.J., Owens, A.J., Walsh, M.J., Artificial Intelligence through Simulated Evolution. John Wiley, New York, 1966.
- [FOG 91] Fogel, D.B., System identification through simulated evolution: A machine learning approach to modeling. Gin Press, Needham Heights, 1991.
- [FOG 98] Fogel, D.B., Evolutionary Computation. The Fossil Record. IEEE Press. 1998.
- [FOR 91] Forrest S. Parallelism and Programming in Classifier Systems. Morgan Kaufmann Publishers. 1991.
- [GAD 00-1] Gadeo M.A., Velasco J.R. Faded Temporal Fuzzy Logic Controller (FTFLC) and Temporal Fuzzy Logic Controller (TFLC). Comparative study. Ipmu, 2000. Vol. II. pp. 732-737.
- [GAD 00-2] Gadeo M.A., Velasco J.R., Estudio de un controlador borroso temporal difuminado, *Estylf*, 2000, pp. 323-328.

- [GAD 00-3] Gadeo M.A., Magdalena L., "Ámbito de aplicación de los controladores lógico borrosos (FLC), controladores temporales borrosos (TFLC) y controladores borrosos temporales difuminados (FTFLC)", *Estylf*, 2000, pp. 309-314.
- [GAD 01-1] Gadeo M.A., Velasco J.R., Optimization of evolutionary strategies to achieve knowledge in faded temporal fuzzy logic controllers. *Eusflat 2001*. Pag. 156-159.
- [GAD 01-2] Gadeo M.A., Magdalena L., Estrategias evolutivas para la adquisición de conocimiento en controladores borrosos temporales difuminados, en entornos ruidosos. *Caepia 2001*. Pag.1177-1186.
- [GAD 01-3] Gadeo M.A., Magdalena L., Study of FLCs, TFLCs and FTFLCs in noisy environments, *WSES-FSFS*, 2001, pp. 5381-5386.
- [GAD 02-1] Gadeo M.A., Velasco J.R., Comparación de estrategias para la adquisición de conocimiento en controladores lógico borrosos (FLCs) y controladores borrosos temporales difuminados (FTFLCs). *Estylf 2002*. Pag. 423-428.
- [GAD 02-2] Gadeo M.A., Velasco J.R., Evolutionary strategies to achieve knowledge in faded temporal fuzzy logic controllers in systems with noisy sensors. *Ipmu 2002*. Pag. 853-858.
- [GAD 04-1] Gadeo M.A., Velasco J.R., Controladores borrosos temporales difuminados evolutivos, aplicados al encaminamiento adaptativo en redes de comunicaciones reales. *Estylf 2004*. Pag. 633-638.
- [GAD 04-2] Gadeo M.A., Velasco J.R., Evolutionary strategies to achieve knowledge in faded temporal fuzzy logic controllers applied to adaptive distributed routing. *Ipmu, 2004*. Vol. 2 . pp. 789-796 .
- [GAD 05-1] Gadeo M.A., Velasco J.R., Aplicación de Controladores Borrosos Temporales Evolutivos al Encaminamiento Adaptativo Distribuido. *Jitel 2005*. Pag. 479-486.
- [GAD 05-2] Gadeo M.A., Velasco J.R., Evolutionary temporal fuzzy control applied to adaptive distributed routing. *Eusflat 2005*. pp.488-493.

- [GAD 08] Gadeo M.A., Velasco J.R., Evolutionary temporal fuzzy control and fuzzy temporal rule-based control applied to adaptive distributed routing. *Ipmu*, 2008. pp. 721-728.
- [GAD 99] Gadeo M.A., Magdalena L. Estrategias evolutivas para la adquisición de conocimiento en controladores borrosos temporales difuminados. *Caepia '99*. Vol II. Pag. 54-64.
- [GAL 01] Galán, S.G. Bago, J.C. Aguilera, J. Magdalena, L. "Fuzzy charge controller for stand-alone photovoltaic systems". *EUSFLAT 01*, pp160-163, 2001.
- [GEN 00] Gen M., Cheng R. Genetic Algorithms & Engineering Optimization. Wiley series in Engineering Design and Automation. Hamid R. Parsaei, Series Editor. 2000
- [GOL 89] Goldberg, D.E., Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. AddisonWesley, New York, 1989.
- [GON 97] González A., Herrera F. Multi-stage Genetic Fuzzy Systems Based on the Iterative Rule Learning Approach. *Mathware & Soft Computing*, 4, 233-249. (1997).
- [GRE 88] Grefenstette, J.J., Credit Assignment in Rule Discovery Systems based on Genetic Algorithms. *Machine Learning 8* (1988) 225-246.
- [GRE 94] Grefenstette J.J. (Ed.). Genetic Algorithm for Machine Learning. Kluwer Academic, 1994.
- [GUE 97-1] Guerin R., Orda A., Williams D. QoS routing mechanisms and OSPF extensions. *IEEE GLOBECOM'97* vol 3, pp. 1903-1908, November 1997.
- [GUE 97-2] Guerin R., Orda A. QoS routing in networks with inaccurate information: theory and algorithms. In *proceedings of INFOCOM*, 1997.
- [HER 05] Herrera F. Genetic Fuzzy Systems: Status, Critical Considerations and Future Directions. *International Journal of Computational Intelligence Research*. Vol.1, No.1. pp. 59-67. (2005).

- [HER 91] Hernando, JM., Sistemas de telecomunicación Vol. I, Servicio de publicaciones ETSIT-UPM, 1991.
- [HER 97] Herrera. F., Magdalena L.. Genetic Fuzzy Systems. Tatra Mountains Mathematical Publications Vol. 13, 1997,93-121. R. Mesiar, B. Riecan (Eds.) Fuzzy Structures. Current Trends. Lecture Notes of the Tutorial: Genetics Fuzzy Systems. Seventh IFSA World Congr
- [HOF 00] Hoffmann, F. Soft Computing technics for the design of a fuzzy knowledge base for a mobile robot. International Journal of Approximate Reasoning 17(4), 447-479. 2000.
- [HOL 75] Holland, J.H., Adaptation in Natural and Artificial Systems. The University of Michigan Press, 1975. (The MIT Press, London, 1992).
- [HOL 78] Holland, J.H., Reitman, J.S., Cognitive System Based on Adaptative Algorithms. In D.A. Waterman, F.Hayes-Roth (Eds), Pattern-Directed Inference Systems. New York, Academic Press, 1978.
- [HOL 86] Holland J.H. Escaping brittleness: The Possibilities of General Purpose Learning Algorithms Applied to Parallel rule-based systems. In: R. Michalski, J. Carbonell, T. Michel (Eds.), Machine Learning: An AI approach, Vol. II, Morgan-Kaufmann, 593-623. 1986.
- [HOL 92] Holland J.H. Adaptation in Natural and artificial Systems. Ann Arbor, 1975. [MIT Press (1992)].
- [HOU 92] Hougen, H. P., Villanueva, E. and Valenzuela. Sudden cardiac death: a comparative study of morphological, histochemical and biochemical methods. Forensic Science International 52, 161-169. 1992.
- [JAM 97] Jamshidi, M. Large-Scale Systems: Modeling, control and Fuzzy Logic. Prentice Hall PTR. 1997.
- [KAM 06] Kampstra P., van der Mei R.D., Eiben A.E. Evolutionary Computing in Telecommunication Network Design: A Survey. Under Review (Available at: under revision-Available on: <http://www.math.vu.nl/~mei/publications.php>) (2006)

- [KAR 00] Kar K. Kodialam M. Lakshman T.V. Minimum interference routing of bandwidth guaranteed tunnels with MPLS traffic engineering applications. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, issue 18, No. 12, pp. 2566-2579, December 2000.
- [KHA 03] Khan J.A., Alnuweiri H. A traffic Engineerd Routing Algorithm Based on Fuzzy Logic. Communications, Computers and signal Processing, 2003. PACRIM. 2003 IEEE Pacific Rim Conference. Vol 1. pp. 454- 457. 2003.
- [KHA 04] Khan J.A., Alnuweiri H. A Fuzzy Constraint-Based Routing Algorithm for Traffic Engineering. Global Telecommunications Conference, 2004. GLOBECOM '04. IEEE. Vol. 3. Pp. 1366- 1372. 2004.
- [KIM 91] Kim, H. Y Oh, K. A new representation model in uncertain temporal knowledge. Proc. of IFSA '91. Pags. 113-116. 1991.
- [LEE 90] Lee, C.C. Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller, Part I and II. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 20 (2): 404-435, 1990.
- [LEE 93] Lee M.A., Takagi H. Integrating design stages of fuzzy systems using genetic algorithms. In Proc. Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE'93). San Francisco. USA. Pp. 613-617.
- [LEE 96] Lee, M. A. and Takagi, H., Hybrid genetic-fuzzy systems for intelligent systems design. In F.Herrera and J.L. Verdegay (Eds.), Genetic Algorithms and Soft Computing. , Number 8 in Studies in Fuzziness and Soft Computing. pp. 226-250. Physica-Verlag. 1996
- [MAE 96] Maeda, H. Asaoka, S. And Murakami, S. Dynamical fuzzy reasoning and its application to system modelling, Fuzzy Sets Systems. 80. Pags 101-109. 1996.
- [MAG 93] Magdalena, L., Velasco, J. R., Fernández, G., and Monasterio, F., A control architecture for optimal operation with inductive learning In. A. Ollero and E.F. Camacho (Eds.), Intelligent Components and Instrument for Control Applications, pp 105-110. Pr
- [MAG 94] Magdalena L., Estudio de la coordinación inteligente en robots bípedos: aplicación de lógica borrosa y algoritmos genéticos. Tesis Doctoral, UPM 1994.

- [MAG 95-1] Magdalena L., Monasterio F. Evolutionary-based learning applied to fuzzy controllers. In Proc. 4 th IEEE International Conference on Fuzzy Systems, FUZZ-IEEE '95, Volume 3, Yokohama. Japan. Pp. 1111-1118. 1995.
- [MAG 95-2] Magdalena L., Monasterio F. Controlador Borroso con Aprendizaje mediante la Evolución de su Base de Conocimiento. Actas del V Congreso Español sobre Tecnologías y Lógica Fuzzy ESTYLF'95, pp 193-198.
- [MAG 96] Magdalena, L., Velasco, J. R. Fuzzy Rule-Based Controllers that Learn by Evolving their Knowledge Base. In Herrera and J.L. Verdegay, editors, Genetics Algorithms and Soft Computing. Physica-Verlag, 1996. Pag. 172-201.
- [MAG 97-1]. Magdalena L. and Velasco J.R. Evolutionary based learning of fuzzy controllers. In W. Pedrycz, editor, Fuzzy evolutionary computation. Kluwer Academic Press, 1997.
- [MAG 97-3] Magdalena L. Adapting the gain of an FLC with Genetic Algorithms. Internationnal journal of approximate Reasoning, vol 17, num 4. Pp. 327-349. (1997).
- [MAG 97-4] Magdalena L., Monasterio F. A fuzzy logic controller with learning through the evolution of its knowledge base. International Journal of Approximate Reasoning 16(3/4), pp. 335-358.
- [MAM 74] Mamdani E. H. Application of fuzzy algorithms for control a simple dynamic plant. Proceedings IEE, Part D 121: 1585-1588. 1974.
- [MAM 75] Mamdani E. H., Assilian S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. International Journal of Man-Machine Studies 7, 1-13. 1975.
- [MAN 99] Mandow, A., López-Baldán, M. J. Y García Cerezo, A. "Using Driving Behaviour Models for Autonomous Mobile Robot Navigation". 1999 Eusflat -Estylf Joint Conference, pags 63-66. Mallorca. Spain. 1999.
- [MAR 93] Marín R., Barro S., Bosch A., Navarrete I., Cárdenas M., Bugarín A., Mira J. Un modelo para la representación de información temporal borrosa. Tercer Congreso Español sobre Tecnologías y Lógica Fuzzy. Pp. 209-216. Santiago de Compostela. 1996.

- [MAR 96] Marín R., Barro S., Palacios F. Una aplicación del razonamiento temporal a la monitorización y supervisión de pacientes. Boletín AEPIA. Pp. 30-33. 1996.
- [MIC 96] Michalewicz Z. Genetic Algorithms + Data structures = Evolution Programs. Springer-Verlag, 1996.
- [MIT 96] Mitchell, M. An introduction to genetic algorithms. Cambridge, Mass. MIT Press. 1996.
- [MUC 00] Mucientes M., Iglesias R., Regueiro C.V., Bugarin A., Barro S. Control de velocidad de un robot móvil mediante Reglas Temporales Borrosas. En actas del X Congreso Español sobre Tecnologías y Lógica Fuzzy. Pp. 127-132. Sevilla. 2000.
- [MUC 01-1] Mucientes M., Iglesias R., Regueiro C.V., Bugarin A., Cariñena P., Barro S. Fuzzy Temporal Rules for mobile robot guidance in dynamic environments. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews, pp. 391-398. 2001.
- [MUC 01-2] Mucientes M., Iglesias R., Regueiro C.V., Bugarin A., Barro S. Avoidance of mobile obstacles in real environments. En D. Fox y A. Saffiotti (eds), Proceedings of de IJCAI-2001 Workshop on Reasoning with Uncertainty in Robotics. Pp. 69-76. Seattle. 2001.
- [MUC 02-1] Mucientes, M., Control inteligente para la navegación de robots móviles autónomos en entornos dinámicos mediante Reglas Temporales Borrosas. Tesis Doctoral. Departamento de Electrónica y Computación. Universidad de Santiago de Compostela. 2002.
- [MUC 02-2] Mucientes M., Iglesias R., Regueiro C.V., Bugarin A., Barro S. A fuzzy temporal rule-based approach for the design of behaviors in mobile robotics. En C.T. Leondes (Ed.), Intelligent Systems: Techniques and Applications, vol. 2, 373-408. CRC Press. 2002.
- [MUC 03] Mucientes M., Iglesias R., Regueiro C.V., Bugarin A., Barro S. A fuzzy Temporal Rule-based velocity controller for mobile robotics. Fuzzy Sets and Systems. Pp. 83-99. 2003.
- [MUC 98] Mucientes M. Aplicación de reglas temporales borrosas para el guiado de robots móviles en entornos dinámicos. Memoria de Licenciatura, Departamento de Electrónica y Computación. Universidad de Santiago de Compostela. 1998.

- [MUC 99] Mucientes M., Iglesias R., Regueiro C.V., Bugarin A., Cariñena P., Barro S. Use of Fuzzy Temporal Rules for avoidance of moving obstacles in mobile robotics. En Proceedings of the 1999 Eusflat-Estylf Hoint Conference. Pp. 167-170. Mallorca. 1999.
- [MUR 96] Murakami K., Kim H. S. Virtual path routing for survivable ATM networks. IEEE/ACM Transactions on Networking, 4 (1) : 22-39, February 1996.
- [MUZ 07] Mucientes M, Bugarin A. People Detection with Quantified Fuzzy Temporal Rules. 16th IEEE International Conference on Fuzzy Systems, London (UK), p.1149-1154. (2007).
- [ONV 95] Onvural R.O. Asynchronous Transfer Mode Networks: Performance Issues, Second Edition. Artech House, Norwood, Massachusetts, 1995.
- [PAR 94] Park D., Kandel A., Langholz G. Genetic-based new fuzzy reasoning models with application to fuzzy control. IEEE Transactios on Systems, Man, and Cybernetics 24 (1), 39-47.
- [PED 89] Pedryck, W. Fuzzy Control and Fuzzy Systems. Wiley (1989).
- [PED 93] Pedrycz W. Fuzzy control and fuzzy systems. Research Studies Press Ltd., second, extended edition, 1993.
- [PEÑ 98] Peña-Reyes, C. A. and Sipper, M., Evolving fuzzy rules for breast cancer diagnosis. In proc. 1998 International Symposium on Nonlinear Theory and Applications (NOLTA'98), Lausanne, pp 369-372. 1998.
- [PEÑ 99-1] Peña-Reyes, C. A. and Sipper, M., Designing breast cancer diagnostic systems via a hybrid fuzzy-genetic methodology. In Proc. Eight IEEE International Conference on Fuzzy systems (FUZZ-IEEE'99), Seoul, Korea. 1999.
- [PEÑ 99-2] Peña-Reyes, C. A. and Sipper, M., A fuzzy-genetic approach to breast cancer diagnosis. Artificial Intelligence in Medicine 17(2), 155.1999.

- [PER 01] Pértega Díaz J., Pita Fernández S. Métodos paramétricos para la comparación de dos medias. T de Student. Cad. Aten. Primaria 2001; 8: 37-41.
- [QIA 92] Qian, D. Representation and use of imprecise temporal knowledge in dynamic systems. Ruzzy Sets Systems. 50. Pags. 59-77. 1992.
- [REC 73] Recemberg, I., Evolutionsstrategie: Optimierung Technischer Systeme nach Prinzipien der Biologischen Evolution. FrommannHolzboog, Stuttgart, 1973.
- [RES 06] Resende R. A., Lavelha A. C., Yamakami A., Bonatti I. S. A. Fuzzy Algorithm to Solve the Problem of QoS Unicast Routing in IP Networks. International Telecommunications Symposium, Volume, Issue, 3-6 Sept. 2006 pp. 856 – 861.
- [REY 95] Reyero, R. y Nicolás, C.F. Sistemas de Control Basados en Lógica Borrosa: Fuzzy Control. Omron Electronics, S.A., 1995.
- [ROD 00] Rodriguez-Castaño, A., Ollero, A. y Heredia, G. Identificación y control TS de vehículos por pistas de pruebas. X Congreso Español sobre Tecnologías y Lógica Fuzzy (ESTYLF 00), pags. 109-113. Sevilla (Spain), 2000.
- [RON 88] Yager R.R. On ordered wighted wighted averaging aggregation operators in multicriteria decision processes. IEEE Transaction Systems Man, and Cybernetics, vol 18. Pp. 183-190, January 1988.
- [ROS 99] Rosa, R.G. y de Pedro, T. Primeras experiencias del coprocesador ORBEX en el control de vehículos sin conductor. 1999 Eusflat -Estylf Joint Conference, pags 123-126. Mallorca. Spain. 1999.
- [RUA 99] Ruan, D. Safety regulations and fuzzy-logic control to nuclear reactors. 1999 Eusflat -Estylf Joint Conference, pags 477-480. Mallorca. Spain. 1999.
- [SCH 81] Schwefel, H.P., Numerical Optimization of Computer Models. John Wiley & Sons, New York, 1981.
- [SHA 00] Shazli, S. Z., Khan, S. A. and Khan, J. A., A Fuzzy Genetic Algorithm for Dynamic Routing in Homogeneous ATM Networks, First Saudi Technical Conference and Exhibition (STCEX2000), Riyadh, November 2000.

- [SMI 80] Smith, S.F. A Learning System Based on Genetic Algorithm. Doctoral Dissertation. Department of Computer Science, University of Pittsburgh, PA, 1980.
- [STA 00] Stallings, W., Comunicaciones y redes de computadores. Prentice Hall, 2000.
- [STA 03] Stallings W. Redes e Internet de Alta Velocidad Rendimiento y Calidad de Servicio. Prentice Hall, 2003.
- [TAK 85] Takagi T. And Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 15(1): 116-132.1985.
- [TAN 01-1] Tan C. K. The use of fuzzy metric in OSPF network. Dissertation of the Master of Telecommunication. Department of electronic and electrical engineering. University College of London. 2001.
- [TAN 01-2] Tan C. K. The use of fuzzy metric in QoS Based OSPF Network. London Communications Symposium. University College London 10th -11th September 2001.
- [TAN 03] Tanenbaum, A. Redes de Computadores. Prentice Hall, 2003.
- [UPA 08-1] Upadhayay S., Sharma M. Reinforcement of A New Fuzzy Mixed Metric Approach Through Fuzzy Routing Algorithms. IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.8 No.2, pp. 271-276. February 2008.
- [UPA 08-2] Upadhayay S., Sharma M. Realization of a new fuzzy mixed metric approach for optimizing routing decisions in packet switched networks. Journal of Theoretical and Applied Information Technology. Vol. 4 No. 7. pp. 629-637. July 2008.
- [VAL 94] Valenzuela, A., H. P. Hougen, and Villanueva, E., Lipoproteins and opolipoproteins in pericardial fluid: new postmortem markers for coronary arteriosclerosis. Forensic Science International 66, 81-88. 1994.

- [VEL 92] J. R. Velasco, G. Fernandez, and L. Magdalena. Inductive learning applied to fossil power plants control optimization. In E. Welfonder, G.K. Lausterer, and H. Weber (Eds.), Control of Power Plants and Power Systems, pp 205-210. Pergamon Press. 1992.
- [VEL 95] Velasco, J. R. and Magdalena, L., Genetic Algorithms in Fuzzy Control Systems. In J. Periaux and G. Winter, editors, Genetic Algorithms in Engineering and Computer Science. John Wiley & Sons Ltd, 1995.
- [VEL 98] Velasco J.R. Genetic based on line learning for fuzzy process control. International journal of intelligent systems. 1998. Vol 13. Páginas 891-903.
- [VIT 83] Vitek, M., Fuzzy information an fuzzy time. Proc. IFAC Symposium on Fuzzy Information, Knoledge Representation and Decision Analysis. Marseille France. Pags. 159-162. 1983.
- [VON 92] Von Altrock, C., Krause, B. y Zimmermann, H. J. Advanced fuzzy logic control for a model car in extreme situations. Fuzzy Sets and Systems, 48(1): 41-52, 1992.
- [WAN 94] Wang L. X. Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design and Analysis. Prentice Hall, 1994.
- [ZAD 65] Zadeh L.A. Fuzzy sets. Information and Control 8, 338-353. 1965.
- [ZAD 73] Zadeh L.A. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 3, 28-44.
- [ZAD 75] Zadeh L.A. The concept of a linguistic variable ans its applications to aproximate reasoning. Parts I, II and III. Information Sciences 8-9, 199-249, 301-357, 43-80.
- [ZAD 84] Zadeh, L. Coping with the imprecisión of the real world: An overview with Lofti A. Zadeh. Communications of the ACM. Vol. 27, N. 4. Pags. 304-311. 1984.

- [ZHA 02] Zhang R., Long K. A Fuzzy routing mechanism in next-generation networks. From Proceeding (366) Intelligent Systems and Control - 2002.
- [ZHA 05] Zhang R., Zhu X. Fuzzy Routing in QoS Networks. L. Wang and Y. Jin (Eds.): FSKD 2005, LNAI 3614, pp. 880 – 890, 2005. Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2005.

PUBLICACIONES.

PUBLICACIONES.

Gadeo M.A., Velasco J.R.

Evolutionary temporal fuzzy control and fuzzy temporal rule-based control applied to adaptive distributed routing.

Eleventh International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-based Systems. Ipmu, 2008. pp. 721-728.

Málaga. España. Junio 2008.

Gadeo M.A., Velasco J.R.

Aplicación de Controladores Borrosos Temporales Evolutivos al Encaminamiento Adaptativo Distribuido.

Quintas Jornadas de Ingeniería Telemática. Jitel 2005. Pag. 479-486.

Vigo. España. Septiembre 2005.

Gadeo M.A., Velasco J.R.

Evolutionary temporal fuzzy control applied to adaptive distributed routing.

Third Conference of the European Society for Fuzzy Logic and Technology. Eusflat 2005. Pp. 488-493.

Barcelona. España. Septiembre 2005.

Gadeo M.A., Velasco J.R.

Controladores borrosos temporales difuminados evolutivos, aplicados al encaminamiento adaptativo en redes de comunicaciones reales.

Duodécimo congreso español sobre tecnologías y lógica fuzzy. Estylf 2004. Pag. 633-638.

Jaén. España. Septiembre 2004.

Gadeo M.A., Velasco J.R.

Evolutionary strategies to achieve knowledge in faded temporal fuzzy logic controllers applied to adaptive distributed routing.

Tenth International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-based Systems. Ipmu, 2004. Vol. 2 . pp. 789-796.

Perugia. Italia. Julio 2004.

Gadeo M.A., Velasco J.R.

Comparación de estrategias para la adquisición de conocimiento en controladores lógico borrosos (FLCs) y controladores borrosos temporales difuminados (FTFLCs).

Undécimo congreso español sobre tecnologías y lógica fuzzy. Estylf 2002. Pag. 423-428.

León. España. Septiembre 2002.

Gadeo M.A., Velasco J.R.

Evolutionary strategies to achieve knowledge in faded temporal fuzzy logic controllers in systems with noisy sensors.

Ninth International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-based Systems. Ipmu 2002. Pag. 853-858.

Annecy. Francia. Julio 2002.

Gadeo M.A., Magdalena L.

Estrategias evolutivas para la adquisición de conocimiento en controladores borrosos temporales difuminados, en entornos ruidosos.

Conferencia de la asociación española de inteligencia artificial. Caepia 2001. Vol. II. Pag.1177-1186.

Gijón. España. Noviembre 2001.

Gadeo M.A., Velasco J.R.

Optimization of evolutionary strategies to achieve knowledge in faded temporal fuzzy logic controllers.

Second Conference of the European Society for Fuzzy Logic and Technology. Eusflat 2001. Pag. 156-159.

Leicester. Reino Unido. Septiembre 2001.

Gadeo M.A., Magdalena L.

Study of FLCs, TFLCs and FTFLCs in noisy environments,

WSES International Conference Fuzzy Sets & Fuzzy Systems. WSES-FSFS, 2001, pp. 5381-5386.

Tenerife. España. Febrero 2001.

Gadeo M.A., Velasco J.R.

Estudio de un controlador borroso temporal difuminado,

Décimo congreso español sobre tecnologías y lógica fuzzy. Estylf, 2000, pp. 323-328.

Sevilla. España. Septiembre 2000.

Gadeo M.A., Magdalena L.

“Ámbito de aplicación de los controladores lógico borrosos (FLC), controladores temporales borrosos (TFLC) y controladores borrosos temporales difuminados (FTFLC)”,

Décimo congreso español sobre tecnologías y lógica fuzzy. Estylf, 2000, pp. 309-314.

Sevilla. España. Septiembre 2000.

Gadeo M.A., Velasco J.R.

Faded Temporal Fuzzy Logic Controller (FTFLC) and Temporal Fuzzy Logic Controller (TFLC). Comparative study.

Eighth International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-based Systems. Ipmu, 2000. Vol. II. pp. 732-737.

Madrid. España. Julio 2000.

Gadeo M.A., Magdalena L.

Estrategias evolutivas para la adquisición de conocimiento en controladores borrosos temporales difuminados.

Conferencia de la asociación española de inteligencia artificial. Caepia'99. Vol II.
Pag. 54-64.
Murcia. España. Noviembre 1999.