

Ajuste Evolutivo Lateral y de Amplitud de etiquetas para Sistemas Basados en Reglas Difusas*

Rafael Alcalá, Jesús Alcalá-Fdez, María José Gacto, Francisco Herrera

Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial

E.T.S. Ingeniería Informática

Universidad de Granada, 18071 Granada

alcala@decsai.ugr.es, jalcala@decsai.ugr.es, mjgacto@ugr.es, herrera@decsai.ugr.es

Resumen

En este trabajo, extendemos el modelo de ajuste lateral evolutivo de las funciones de pertenencia [1] basado en la representación de 2-tuplas lingüísticas [10], incluyendo el ajuste de la amplitud del soporte de las funciones de pertenencia. Para ello utilizamos una nueva representación que extiende la representación de 2-tuplas lingüísticas con un nuevo parámetro β , el cual representa la variación de la amplitud del soporte de la función de pertenencia asociada a una etiqueta.

1. Introducción

El Modelado Difuso Lingüístico (MDL) pretende modelar sistemas construyendo modelos lingüísticos con un buen equilibrio entre *interpretabilidad* y *precisión*. Sin embargo, en este tipo de modelado la interpretabilidad y la precisión del modelo, obtenido son propiedades directamente contradictorias, que depende del proceso de aprendizaje y/o de la estructura del modelo. Para resolver este problema, en la literatura especializada [2, 3] podemos encontrar distintas alternativas. Una de las principales líneas de investigación durante los últimos años ha sido mejorar la precisión del MDL sin que ello suponga la pérdida de la interpretabilidad en un alto grado.

Una de las técnicas más ampliamente utilizadas para mejorar la conducta de los sis-

temas basados en reglas difusas (SBRDs) es el ajuste, que consiste en la variación de los distintos parámetros que identifican las funciones de pertenencia asociadas a las etiquetas que componen la base de datos (BD), tres parámetros en el caso de funciones de pertenencia triangulares [7]. En problemas con un gran número de variables los modelos de ajuste tienen demasiados parámetros, lo cual podría afectar al buen funcionamiento del método de optimización considerado.

En [1], se presentó un nuevo esquema de representación de reglas lingüísticas para el ajuste evolutivo de la BD mediante un desplazamiento del soporte de las funciones de pertenencia. Este enfoque se basa en el modelo de representación de 2-tuplas lingüísticas [10], que permite la variación lateral de las etiquetas mediante el ajuste de un único parámetro por etiqueta. Así, se consiguieron dos objetivos:

- obtener etiquetas que contengan un conjunto de ejemplos con mejor cubrimiento (búsqueda de precisión) conservando su forma original, y
- reducir el espacio de búsqueda del proceso de ajuste respecto al ajuste clásico para obtener fácilmente un modelo óptimo.

Sin embargo, la amplitud del soporte de las funciones de pertenencia permanece fija durante todo el proceso de ajuste. Esta amplitud determina lo específica que es una etiqueta y permite una importante mejora en la precisión del sistema, puesto que podría mejorar

*Financiado por el CICYT bajo el proyecto KEEL (TIC-2002-04036-C05-01)

el cubrimiento en la región en la que se encuentra la etiqueta. Sin embargo, modificar la amplitud conlleva una pérdida de parte de la interpretabilidad.

En este trabajo, extendemos el modelo de ajuste evolutivo lateral basado en la representación de 2-tuplas incluyendo el ajuste de la amplitud del soporte de las funciones de pertenencia asociadas a las etiquetas. Para ello utilizamos una nueva representación que extiende la representación de 2-tuplas lingüísticas con un nuevo parámetro β , el cual representa la variación de la amplitud del soporte de las funciones de pertenencia.

Esta representación supone una reducción del espacio de búsqueda respecto al ajuste clásico, lo que ayuda a las técnicas de búsqueda evolutiva a obtener bases de conocimiento más precisas y compactas.

En la siguiente Sección, describimos el ajuste lateral y de amplitud propuesto y la nueva representación. En la Sección 3, se presenta el método de ajuste evolutivo propuesto en este trabajo. La Sección 4 muestra el comportamiento de dicho método en un problema de estimación real. Por último, en la Sección 5, se muestran algunas conclusiones y trabajos futuros.

2. Ajuste Lateral y de Amplitud

En esta sección, en primer lugar presentamos el ajuste lateral de funciones de pertenencia y, a continuación, describimos su extensión para realizar el ajuste lateral y de amplitud del soporte de las funciones de pertenencia.

2.1. Preliminares: El Ajuste Lateral

El modelo de ajuste lateral evolutivo [1] basado en la representación de 2-tuplas lingüísticas [10] permite el desplazamiento lateral del soporte de una etiqueta y mantiene la interpretabilidad asociada al modelo obtenido. Esta propuesta introdujo un nuevo modelo de representación de reglas basado en el concepto de traslación simbólica.

La Figura 1 representa la variación lateral de la etiqueta M. La nueva etiqueta “ y_2 ” se

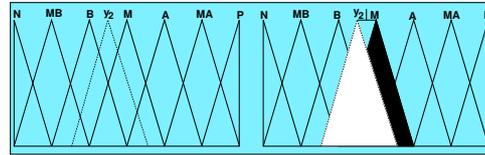


Figura 1: Desplazamiento lateral de la etiqueta M.

sitúa entre B y M, siendo menor que M pero más cercana a M que a B.

La traslación simbólica de un término lingüístico es un número dentro del intervalo $[-0.5, 0.5)$ que expresa la variación del dominio de una etiqueta, cuando ésta se mueve entre las dos etiquetas laterales a la misma. Formalmente, tenemos el par

$$(s_i, \alpha_i), \quad s_i \in S, \quad \alpha_i \in [-0.5, 0.5)$$

En [10], se propone tanto el modelo de representación de 2-tuplas lingüísticas, como los elementos para la comparación y agregación de información lingüística necesarios para su uso en modelos de Toma de Decisiones. A continuación, se puede ver su uso para la representación y ajuste de reglas lingüísticas considerando un modelo simple de control.

Consideremos un problema de control con dos variables de entrada, una de salida y una BD definida a partir de expertos:

$$\begin{aligned} \text{Error} &\rightarrow \{N, C, P\} & \nabla \text{Error} &\rightarrow \{N, C, P\} \\ \text{Potencia} &\rightarrow \{B, M, A\} \end{aligned}$$

Classical Rule:
 R1: If the **Error** is Zero and the **Error Variation** is Positive then the **Power** is High

Rules with 2-tuples Representation:
 R1: If the **Error** is (Zero, 0.3) and the **Error Variation** is (Positive, -0.2) then the **Power** is (High, -0.1)

Figura 2: Regla clásica y regla con representación de 2-tuplas.

La figura 2 muestra el concepto de regla clásica y regla con representación de 2-tuplas.

Desde el punto de vista de la interpretabilidad, la regla ajustada se podría interpretar como sigue:

Si el **Error** es "mayor que Cero" y la **Variaci** es "menor que Positiva" entonces la **Potencia** es "un poco menor que Alta"

2.2. Ajuste Lateral y de Amplitud basado en la representación (α, β)

En el modelo de ajuste lateral evolutivo se ajustan los desplazamientos laterales del soporte de las funciones de pertenencia mientras la amplitud permanece fija durante todo el proceso. Sin embargo, la amplitud del soporte determina lo específica que es una etiqueta y podría permitir una importante mejora en la precisión del sistema si la ajustamos para mejorar el cubrimiento de la región en la que se encuentra la etiqueta, aunque ello conlleva la pérdida de parte de la interpretabilidad.

Para ajustar los desplazamientos y las amplitudes del soporte de las funciones de pertenencia proponemos una nueva representación que consiste en una extensión del modelo de representación de 2-tuplas lingüísticas [10] con dos parámetros α, β . Así, cada etiqueta puede ser considerada como una 3-tupla (S_i, α, β) donde α es un número dentro del intervalo $[-0.5, 0.5]$ que representa el desplazamiento lateral del dominio de la etiqueta (cuando ésta se mueve entre las dos etiquetas laterales a la misma), y β es un valor dentro del intervalo $[-0.5, 0.5]$ que nos permite ampliar o reducir la amplitud del soporte de la etiqueta hasta en un 50% de su tamaño original. Formalmente, tenemos la tripleta

$$(s_i, \alpha_i, \beta_i), s_i \in S, \{\alpha_i, \beta_i\} \in [-0.5, 0.5]$$

La figura 3 representa la variación lateral y de amplitud de la etiqueta M. La nueva etiqueta "y2" se sitúa entre B y M (siendo menor que M pero más cercana a M que a B) y tiene un soporte menor que el de la etiqueta original M. La amplitud del soporte de la etiqueta "y2" la podemos calcular de la siguiente forma:

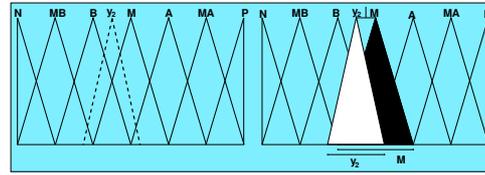


Figura 3: Desplazamiento lateral y variación de la amplitud del soporte de la etiqueta M.

$$Sop_M = c_M - a_M$$

$$Sop_{y_2} = Sop_M + \beta * Sop_M$$

donde c_M y a_M son respectivamente el extremo derecho e izquierdo del soporte de la etiqueta M, Sop_M es el tamaño del soporte de la etiqueta M y Sop_{y_2} es la amplitud del soporte de la nueva etiqueta "y2".

Esta propuesta reduce la complejidad del problema de ajuste, reduciendo los 3 o 4 parámetros por etiqueta (funciones de pertenencia triangulares o trapezoidales) a 2 parámetros. Como en [1], se proponen dos enfoques para el ajuste, un enfoque global y uno local:

- Ajuste Global de la Semántica. El ajuste es aplicado a nivel de partición lingüística. De esta forma, el par $(X_i, \text{etiqueta})$ toma los mismos valores de ajuste en todas las reglas donde este sea considerada. Por ejemplo, X_i es (alto, 0.3, 0.1) presentará los mismos valores en todas las reglas en las que " X_i es Alto" sea inicialmente considerado.
- Ajuste Local de Reglas. El ajuste es a nivel de regla. El par $(X_i, \text{etiqueta})$ es ajustado de forma distinta para cada regla, basándose en medidas de calidad asociadas al método de ajuste (normalmente el error del sistema).

$$\text{Regla}_k: X_i \text{ es (Alto, 0.3, -0.1)}$$

$$\text{Regla}_j: X_i \text{ es (Alto, -0.2, 0.4)}$$

Véase que en el caso de utilizar el modo de inferencia FITA (*First Infer, Then Aggregate*), y ya que utilizaremos funciones de pertenencia simétricas, el ajuste de la amplitud en los consecuentes no tiene sentido, por lo que β sólo se aprenderá para los antecedentes.

El ajuste de la amplitud puede parecer similar al uso de modificadores lingüísticos. Sin embargo, podemos encontrar dos diferencias:

- Al utilizar modificadores lingüísticos ningún ejemplo que estuviera cubierto por una etiqueta puede dejar de estarlo y viceversa, lo que impone restricciones a la búsqueda.
- El ajuste de la amplitud mantiene la forma de las funciones de pertenencia (triangulares y simétricas), por lo que a partir de los parámetros α y β de cada etiqueta podemos construir un modelo Mamdani clásico [12, 13].

El método de ajuste evolutivo basado en este modelo de representación es presentado en la siguiente sección.

3. Método de Ajuste Evolutivo

La definición automática de los sistemas difusos puede ser considerada como un proceso de optimización o de búsqueda y, actualmente, los Algoritmos Evolutivos (en particular los AGs) son considerados la técnica de búsqueda global más conocida y utilizada. Además, la codificación genética que utilizan les permite introducir conocimiento apriori a partir del cual iniciar la búsqueda. Por esta razón, los Algoritmos Evolutivos han sido aplicados satisfactoriamente en los últimos años, dando lugar a la aparición de los llamados Sistemas Difusos Evolutivos [7, 8].

Un buen esquema de evolución es el modelo genético de CHC [9]. CHC hace uso de un enfoque de "Selección basado en Poblaciones". N padres y sus hijos son combinados para seleccionar los N mejores individuos que formarán parte de la siguiente población. En este trabajo, se aplica este método con algunas modificaciones.

A continuación se explicarán los componentes necesarios para diseñar el proceso de ajuste evolutivo: Codificación de la BD, Función de Evaluación y Operadores Genéticos.

3.1. Codificación de la BD

Teniendo en cuenta que en este trabajo hemos propuesto dos tipos diferentes de ajuste (ajuste global de la semántica y ajuste local de las reglas), el método de codificación que se ha utilizado en cada uno es distinto. En ambos casos se considera un esquema de codificación real, es decir, los parámetros reales son las unidades de representación del AG (genes).

A continuación presentaremos ambos esquemas:

- Ajuste Global de la Semántica: Consiste en la unión de los parámetros del ajuste lateral (C^L) y del ajuste en amplitud (C^A) para las distintas particiones lingüísticas. Supongamos que el número de etiquetas por variable es el siguiente: (m^1, m^2, \dots, m^n) , con n variables de sistema ($n-1$ de entrada y 1 de salida). Entonces, un cromosoma tiene la siguiente forma (donde cada gen esta asociado con el valor de ajuste de la etiqueta correspondiente),

$$C = (C^L + C^A),$$

$$C^L = (c_{11}^L, \dots, c_{1m^1}^L, \dots, c_{n1}^L, \dots, c_{nm^n}^L)$$

$$C^A = (c_{11}^A, \dots, c_{1m^1}^A, \dots, c_{(n-1)1}^A, \dots, c_{(n-1)m^n}^A)$$

- Ajuste Local de las Reglas: Consiste en la unión de los parámetros del ajuste lateral (C^L) y del ajuste en amplitud (C^A) para cada regla. Supongamos que el SBRD tiene M reglas: (R_1, R_2, \dots, R_M) , con n variables de sistema ($n-1$ de entrada y 1 de salida). Entonces, la estructura del cromosoma es,

$$C = (C^L + C^A),$$

$$C^L = (c_{11}^L, \dots, c_{1n}^L, \dots, c_{M1}^L, \dots, c_{Mn}^L)$$

$$C^A = (c_{11}^A, \dots, c_{1(n-1)}^A, \dots, c_{M1}^A, \dots, c_{M(n-1)}^A)$$

3.2. Función de Evaluación

Para evaluar un determinado cromosoma utilizaremos el bien conocido Error Cuadrático Medio (ECM):

$$ECM = \frac{1}{2 \cdot N} \sum_{l=1}^N (F(x^l) - y^l)^2,$$

donde N es el tamaño del conjunto de datos, $F(x^l)$ es la salida proporcionada por el SBRD codificado en el cromosoma cuando consideramos el ejemplo l , e y^l es la salida esperada.

3.3. Operadores Genéticos

Los operadores genéticos considerados en CHC son el operador de cruce y el mecanismo de reinicialización (la mutación no es considerada). A continuación, presentaremos una descripción de estos operadores.

3.3.1. Operador de Cruce

El operador de cruce esta basado en el concepto de entorno. Este tipo de operadores presentan una buena conducta como se dice en [11]. Particularmente nosotros utilizamos el operador PBLX (un operador basado en el BLX- α). Este operador presenta una buena cooperación cuando es introducido en modelos evolutivos que fuerzan la convergencia mediante una alta presión selectiva (como es el caso de CHC).

Por otro lado, CHC hace uso de un mecanismo de prevención de incesto, por ejemplo, dos padres son cruzados sólo si su distancia de *hamming* dividida por 2 es superior a un determinado umbral, L . Al utilizar un esquema de codificación real necesitamos transformar cada gen a Código Gray con un número fijo de bits por gen (*BITSGENE*) determinado por el experto. Así, el valor umbral se inicializa a:

$$L = (\#GenesC * BITSGENE)/4.0$$

donde $\#GenesC$ es el número de genes que tiene un cromosoma. Cuando en una generación no entra ningún individuo nuevo en la población, L se decrementa en un $\varphi\%$ (determinado por el experto del sistema) de su valor inicial. Para evitar una convergencia muy

lenta, en nuestro caso, L también será decrementado en la misma cantidad cuando no se mejore el mejor cromosoma de la generación anterior.

3.3.2. Reinicialización

Para salir de óptimos locales, CHC utiliza un mecanismo de reinicialización [9]. En este caso, el mejor cromosoma se mantiene en la población y el resto son generados sumando a cada gen del mejor cromosoma un valor aleatorio dentro del intervalo [-0.125, 0.125]. Si el valor resultante es menor (o mayor) que -0.5 (0.5) se le asigna -0.5 (0.5). Esto sigue los principios de CHC [9], aplicándose cuando L es menor que 0.

4. Experimentos y Análisis de Resultados

Con objeto de analizar el comportamiento de las dos aproximaciones propuestas, ajuste lateral y de amplitud local y global, hemos escogido un problema real [6]. Este consiste en estimar los costos de mantenimiento de la red eléctrica de media tensión en un ciudad a partir de 4 variables de entrada, presentando un espacio de búsqueda grande. En la siguiente subsección se puede encontrar una breve descripción de este problema.

Cuadro 1: Métodos estudiados.

Ref.	Método	Descripción
[14]	WM	<i>Ad-hoc</i> Basado en Ejemplos
[5]	T	Parámetros (Ajuste Clásico)
[4]	PAL	Parámetros + Dominios + Modificadores Lingüísticos
[1]	GL	Ajuste Lateral Global
[1]	LL	Ajuste Lateral Local
—	GLA	Ajuste Lateral + Amplitud Global
—	LLA	Ajuste Lateral + Amplitud Local

La Tabla 1 presenta una breve descripción de los métodos estudiados. El método de WM es utilizado para obtener la base de

Cuadro 2: Resultados obtenidos por los métodos estudiados

Método	#R	ECM _{ent}	σ_{ent}	t-test	ECM _{test}	σ_{test}	t-test
WM	65	57605	2841	+	57934	4733	+
WM + T	65	18602	1211	+	22666	3386	+
WM + PAL	65	10545	279	+	13973	1688	+
WM + GL	65	23064	1479	+	25654	2611	+
WM + LL	65	3664	390	+	5858	1798	+
WM + GLA	65	17950	1889	+	21212	2686	+
WM + LLA	65	2747	282	*	4540	788	*

conocimiento inicial que va a ser ajustada. T representa un algoritmo clásico de ajuste de los parámetros de las funciones de pertenencia. El método PAL ha sido comparado con métodos de ajuste de parámetros, de dominio (factores de escala), modificadores lingüísticos y con alguna combinación de dos de ellos, obteniendo mejores resultados [4]. Por ello, sólo consideramos la combinación de los tres componentes (parámetros, dominio y modificadores) en este estudio.

Las particiones lingüísticas consideradas tendrán *cinco términos lingüísticos* con forma triangular (número con el que los métodos presentan el mejor comportamiento). Se utiliza el *centro de gravedad ponderado por el grado de emparejamiento* como operador de defuzzificación y la *t-norma del mínimo* como operador de implicación y conjunción.

Los valores de los parámetros utilizados en todos los experimentos presentados son: 50 individuos en la población, 50000 evaluaciones y $\varphi=0.1$ (0.2 como probabilidad de mutación por cromosoma, 0.6 como probabilidad de cruce y 0.35 para el factor a del operador de cruce max-min-aritmético para T y PAL).

4.1. Descripción del problema

Estimar los costos de mantenimiento de la red eléctrica de media tensión en un ciudad [6] es un problema complejo pero, a la vez, muy interesante. Dado que es muy difícil obtener una medición real, la consideración de mode-

los resulta tremendamente útil. Estas estimaciones permiten a las compañías eléctricas justificar sus gastos. Además, el modelo debe poder explicar cómo se calcula un valor específico para una determinada ciudad. Nuestro objetivo será el de relacionar el *costo de mantenimiento* con cuatro características: *suma de las longitudes de todas las calles de la ciudad, área total de la ciudad, área ocupada por edificios, y energía suministrada a la ciudad*. Para ello disponemos de estimaciones de costos de mantenimiento basadas en un modelo de una red eléctrica óptima para cada ciudad en una muestra de 1.059 ciudades.

En los distintos experimentos, se trabaja con un modelo de *validación cruzada con 5 particiones* de datos, esto es, 5 particiones aleatorias al 20%, y la combinación de cuatro particiones (80%) como entrenamiento y una partición como test. Así se tienen 5 particiones al 80% y 20% en entrenamiento y test.

4.2. Resultados y Análisis

Para cada partición, todos los modelos evolutivos se ejecutan 6 veces, y se muestran los resultados medios del error para las 30 ejecuciones de cada algoritmo. Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 2, donde #R representa el número de reglas, ECM_{ent} y ECM_{test} el error medio en entrenamiento y test, σ la desviación típica y t-test los resultados de aplicar un *test t-student* (con 95% de confianza) al mejor resultado medio

de la correspondiente columna comparado 1 a 1 con el resto de resultados medios. La interpretación de esta última columna es:

- ★ Indica el resultado con la mejor media
- + Indica un comportamiento significativamente peor que el mejor

Analizando los resultados presentados en la Tabla 2 podemos indicar las siguientes conclusiones:

- El ajuste lateral y de amplitud muestra una importante reducción del error cuadrático medio respecto al error obtenido por los métodos clásicos (sobre todo WM+LLA), y mejora razonablemente los resultados obtenidos por el ajuste lateral, basado en la representación de 2-tuplas lingüísticas.
- Los modelos obtenidos con el ajuste lateral y de amplitud presentan un buen equilibrio entre precisión e interpretabilidad. Además, como el desplazamiento lateral y la variación de la amplitud del soporte son relativos a las etiquetas globales originales, podemos realizar una interpretación global en estos términos.
- Como podemos comprobar en la Tabla 2 el método WM+GLA obtiene mejores resultados que los obtenidos por el ajuste clásico, lo cual no se llega a conseguir cuando se realiza solo el ajuste lateral.
- El ajuste lateral y de amplitud local presenta una reducción de la desviación típica tanto en entrenamiento como en prueba. Esto parece poner de manifiesto la robustez de este método.

Las figuras 4 y 5 muestran respectivamente las particiones lingüísticas difusas y la base de reglas de un modelo obtenido con el método propuesto WM+GLA.

5. Conclusiones

En este trabajo hemos propuesto un método nuevo de ajuste evolutivo lateral y de amplitud que extiende el ajuste lateral de etiquetas lingüísticas, lo que conlleva extender la

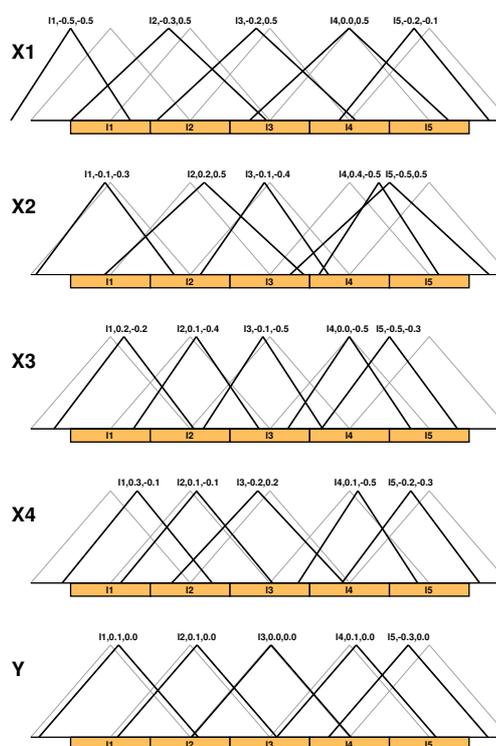


Figura 4: BD inicial y ajustada de un Modelo Obtenido con WM+GLA (aproximación global)

representación de 2-tuplas lingüísticas con un parámetro β que nos permite ajustar la amplitud del soporte de las etiquetas.

La representación de 3-tuplas junto con el ajuste propuesto proporciona un buen mecanismo para obtener modelos precisos, aunque ello conlleva la pérdida de parte de la interpretabilidad, sobre todo en el enfoque local. Sin embargo, las modificaciones de las funciones de pertenencia son relativas a las etiquetas originales, aún en el caso local podemos obtener una descripción local del comportamiento del sistema.

La utilización de técnicas de selección de reglas junto con el ajuste lateral y de amplitud podría ser un buen trabajo futuro para obtener modelos más compactos y precisos.

#R: 65

	X1	X2	X3	X4	Y	X1	X2	X3	X4	Y	X1	X2	X3	X4	Y
11	-0.50,-0.50	11,-0.06,-0.27	11,0.20,-0.25	11,0.34,-0.12	11,0.15	13,-0.15,0.50	12,0.25,0.50	12,0.06,-0.42	12,0.12,-0.09	12,0.13	14,0.04,0.50	14,0.37,-0.50	13,-0.09,-0.50	11,0.34,-0.12	13,0.02
11	-0.50,-0.50	11,-0.06,-0.27	11,0.20,-0.25	12,0.12,-0.09	12,0.13	13,-0.15,0.50	12,0.25,0.50	12,0.06,-0.42	13,-0.15,0.16	13,0.02	14,0.04,0.50	14,0.37,-0.50	13,-0.09,-0.50	12,0.12,-0.09	13,0.02
11	-0.50,-0.50	12,0.25,0.50	11,0.20,-0.25	11,0.34,-0.12	11,0.15	13,-0.15,0.50	13,-0.06,-0.39	12,0.06,-0.42	11,0.34,-0.12	12,0.13	14,0.04,0.50	14,0.37,-0.50	13,-0.09,-0.50	13,-0.15,0.16	14,0.08
11	-0.50,-0.50	12,0.25,0.50	11,0.20,-0.25	12,0.12,-0.09	12,0.13	13,-0.15,0.50	13,-0.06,-0.39	12,0.06,-0.42	12,0.12,-0.09	13,0.02	14,0.04,0.50	14,0.37,-0.50	13,-0.09,-0.50	14,0.10,-0.50	14,0.08
11	-0.50,-0.50	12,0.25,0.50	12,0.06,-0.42	11,0.34,-0.12	11,0.15	13,-0.15,0.50	13,-0.06,-0.39	12,0.06,-0.42	12,0.12,-0.09	13,0.02	14,0.04,0.50	14,0.37,-0.50	14,0.00,-0.45	12,0.12,-0.09	14,0.08
11	-0.50,-0.50	12,0.25,0.50	12,0.06,-0.42	12,0.12,-0.09	12,0.13	13,-0.15,0.50	13,-0.06,-0.39	13,-0.09,-0.50	13,-0.15,0.16	13,0.02	14,0.04,0.50	14,0.37,-0.50	14,0.00,-0.45	14,0.10,-0.50	15,-0.26
12	-0.27,0.46	11,-0.06,-0.27	11,0.20,-0.25	11,0.34,-0.12	11,0.15	13,-0.15,0.50	14,0.37,-0.50	13,-0.09,-0.50	12,0.12,-0.09	13,0.02	14,0.04,0.50	15,-0.50,0.50	14,0.00,-0.45	12,0.12,-0.09	13,0.02
12	-0.27,0.46	11,-0.06,-0.27	12,0.06,-0.42	11,0.34,-0.12	11,0.15	13,-0.15,0.50	14,0.37,-0.50	13,-0.09,-0.50	13,-0.15,0.16	13,0.02	14,0.04,0.50	15,-0.50,0.50	14,0.00,-0.45	13,-0.15,0.16	14,0.08
12	-0.27,0.46	11,-0.06,-0.27	12,0.06,-0.42	12,0.12,-0.09	12,0.13	13,-0.15,0.50	14,0.37,-0.50	14,0.00,-0.45	12,0.12,-0.09	13,0.02	14,0.04,0.50	15,-0.50,0.50	15,-0.50,-0.29	12,0.12,-0.09	15,-0.26
12	-0.27,0.46	12,0.25,0.50	11,0.20,-0.25	11,0.34,-0.12	11,0.15	13,-0.15,0.50	14,0.37,-0.50	14,0.00,-0.45	11,0.34,-0.12	12,0.13	14,0.04,0.50	15,-0.50,0.50	15,-0.50,-0.29	13,-0.15,0.16	15,-0.26
12	-0.27,0.46	12,0.25,0.50	12,0.06,-0.42	11,0.34,-0.12	12,0.13	14,0.04,0.50	12,0.25,0.50	12,0.06,-0.42	12,0.12,-0.09	12,0.13	15,-0.23,-0.11	12,0.25,0.50	12,0.06,-0.42	12,0.12,-0.09	12,0.13
12	-0.27,0.46	12,0.25,0.50	12,0.06,-0.42	12,0.12,-0.09	12,0.13	14,0.04,0.50	12,0.25,0.50	12,0.06,-0.42	13,-0.15,0.16	13,0.02	15,-0.23,-0.11	12,0.25,0.50	12,0.06,-0.42	14,0.10,-0.50	13,0.02
12	-0.27,0.46	13,-0.06,-0.39	12,0.06,-0.42	11,0.34,-0.12	12,0.13	14,0.04,0.50	12,0.25,0.50	12,0.06,-0.42	14,0.10,-0.50	13,0.02	15,-0.23,-0.11	12,0.25,0.50	12,0.06,-0.42	15,-0.23,-0.27	14,0.08
12	-0.27,0.46	13,-0.06,-0.39	12,0.06,-0.42	12,0.12,-0.09	12,0.13	14,0.04,0.50	13,-0.06,-0.39	12,0.06,-0.42	11,0.34,-0.12	12,0.13	15,-0.23,-0.11	12,0.25,0.50	13,-0.09,-0.50	12,0.12,-0.09	13,0.02
12	-0.27,0.46	13,-0.06,-0.39	13,-0.09,-0.50	11,0.34,-0.12	13,0.02	14,0.04,0.50	13,-0.06,-0.39	12,0.06,-0.42	13,-0.15,0.16	13,0.02	15,-0.23,-0.11	12,0.25,0.50	13,-0.09,-0.50	15,-0.23,-0.27	14,0.08
13	-0.15,0.50	12,0.25,0.50	11,0.20,-0.25	11,0.34,-0.12	11,0.15	14,0.04,0.50	13,-0.06,-0.39	12,0.06,-0.42	14,0.10,-0.50	13,0.02	15,-0.23,-0.11	14,0.37,-0.50	13,-0.09,-0.50	12,0.12,-0.09	13,0.02
13	-0.15,0.50	12,0.25,0.50	11,0.20,-0.25	12,0.12,-0.09	12,0.13	14,0.04,0.50	13,-0.06,-0.39	13,-0.09,-0.50	12,0.12,-0.09	13,0.02	15,-0.23,-0.11	14,0.37,-0.50	13,-0.09,-0.50	14,0.10,-0.50	14,0.08
13	-0.15,0.50	12,0.25,0.50	11,0.20,-0.25	13,-0.15,0.16	12,0.13	14,0.04,0.50	13,-0.06,-0.39	13,-0.09,-0.50	13,-0.15,0.16	14,0.08	15,-0.23,-0.11	14,0.37,-0.50	13,-0.09,-0.50	15,-0.23,-0.27	15,-0.26
13	-0.15,0.50	12,0.25,0.50	12,0.06,-0.42	11,0.34,-0.12	12,0.13	14,0.04,0.50	13,-0.06,-0.39	13,-0.09,-0.50	14,0.10,-0.50	14,0.08	15,-0.23,-0.11	14,0.37,-0.50	13,-0.09,-0.50	15,-0.23,-0.27	15,-0.26

ECM-ent: 19636.934 ECM-pru: 22378.074

Figura 5: Base de reglas del Modelo Obtenido con WM+GLA

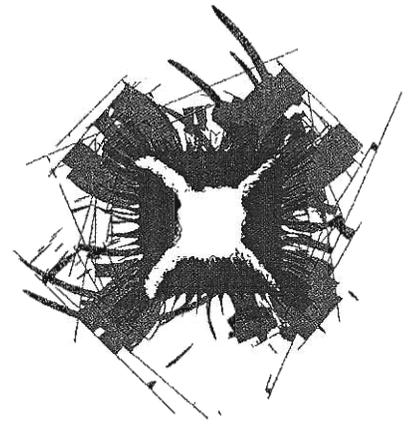
Referencias

- [1] Alcalá, R., Herrera, F., *Genetic tuning on fuzzy systems based on the linguistic 2-tuples representation*. Process of FUZZ-IEEE International Conference, pág. 233-238, 2004.
- [2] Casillas, J., Cerdón, O., Herrera, F., Magdalena, L. (Eds), *Accuracy improvements in linguistic fuzzy modeling*. Springer-Verlag, 2003.
- [3] Casillas, J., Cerdón, O., Herrera, F., Magdalena, L. (Eds), *Interpretability issues in fuzzy modeling*. Springer-Verlag, 2003.
- [4] Casillas, J., Cerdón, O., del Jesús, M.J., Herrera, F., *Genetic tuning of fuzzy rule deep structures preserving interpretability for linguistic modeling*. IEEE Transactions on Fuzzy Systems 13:1, pág. 13-29, 2005.
- [5] Cerdón, O., Herrera, F., *A three-stage evolutionary process for learning descriptive and approximate fuzzy logic controller knowledge bases from examples*. International Journal of Approximate Reasoning 17:4, pág. 369-407, 1997.
- [6] Cerdón, O., Herrera, F., Sánchez, L., *Solving electrical distribution problems using hybrid evolutionary data analysis techniques*. Applied Intelligence 10, pág. 5-24, 1999.
- [7] Cerdón, O., Herrera, F., Hoffmann, F., Magdalena, L., *GENETIC FUZZY SYSTEMS. Evolutionary tuning and learning of fuzzy knowledge bases*, World Scientific, 2001.
- [8] Cerdón, O., Gomide, F., Herrera, F., Hoffmann, F., Magdalena, L., *Ten years of genetic fuzzy systems: Current framework and new trends*, Fuzzy Sets and Systems, 41:1, pág. 5-31, 2004.
- [9] Eshelman, L.J., *The CHC adaptive search algorithm: How to have safe search when engaging in nontraditional genetic recombination*. Foundations of genetic Algorithms 1, G.J.E. Rawlin (Ed). Morgan Kaufman, pág. 265-283, 1991.
- [10] Herrera, F., Martínez, L., *A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words*. IEEE Transactions on Fuzzy Systems 8:6, pág. 746-752, 2000.
- [11] Herrera, F., Lozano, M., Sánchez, A.M., *A taxonomy for the crossover operator for real-coded genetic algorithms: An experimental study*. International Journal of Intelligent Systems 18, pág. 309-338, 2003.
- [12] Mamdani, E.H., *Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant*. Proceedings of the IEEE 121:12, pág. 1585-1588, 1974.
- [13] Mamdani, E.H., Assilian, S., *An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller*. International Journal of Man-Machine Studies 7, pág. 1-13, 1975.
- [14] Wang, L.X., Mendel, J.M., *Generating fuzzy rules by learning from examples*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 22:6, pág. 1414-1427, 1992.

THOMSON

CEDI 2005

I CONGRESO ESPAÑOL DE INFORMÁTICA
GRANADA DEL 13 AL 16 DE SEPTIEMBRE



I Simposio de Inteligencia Computacional [SICO'2005]

EDITORES

Ignacio Rojas Ruiz • Héctor Pomares Cintas

```
ip  
echo "Parte de PHP <br>";  
for ($i = 0; $i < 10; $i++)  
{  
echo "linea". $i < 10; $i < 10 <br>";  
}
```

CONGRESOS

Nuevos retos científicos y tecnológicos en Ingeniería Informática

THOMSON



Actas del I Simposio de Inteligencia Computacional
[SICO'2005]

© Los Autores



Editores de la serie de Actas del CEDI

Rafael Molina Soriano
Antonio Díaz García
Alberto Prieto Espinosa

Editores de las Actas de las presentes Jornadas

Ignacio Rojas Ruiz
Héctor Pomares Cintas

Diseño de Cubiertas



www.dixi-e.com

Impresión

THOMSON

COPYRIGHT© 2005 International
Thomson Editores Spain
Paraninfo, S.A.
Magallanes 25 · 28015 Madrid España
Tel: 91 446 33 50 · Fax: 91 445 62 18
clientes@paraninfo.es

Impreso en España
Printed in Spain

ISBN: 84-9732-444-7
Depósito legal: SE-4058-2005 European Union
Printed by Publídisa

Reservados todos los derechos para todos los países de lengua española. De conformidad con lo dispuesto en el artículo 270 del código penal vigente, podrán ser castigados con penas de multa y privación de libertad quienes reprodujeran o plagiaran, en todo o en parte, una obra literaria, artística o científica fijada en cualquier tipo de soporte sin la preceptiva autorización.

Ninguna parte de esta publicación, incluido el diseño de la cubierta, puede ser reproducida, almacenada o transmitida de ninguna forma, ni por ningún medio, sea éste electrónico, químico, electro-óptico, grabación, fotocopia o cualquier otro, sin la previa autorización escrita por parte de los autores.

Emulación e implementación de sistema multi-agente aplicado al guiado en convoy de unidades de transporte.....	447
Abdelbaset Moh'd Hasan Awawdeh, Felipe Espinosa, Miguel A. Ruiz	
<i>Departamento de Electrónica. Universidad de Alcalá</i>	
Técnica de minería de datos para la adaptación de sitios Web.....	455
Federico Botella, Enrique Lazcorreta, Antonio Fernández-Caballero, Pascual González	
<i>CIO - UMH</i>	
SMA para la búsqueda inteligente de información para recomendar.....	463
Silvana Vanesa Aciar, Josefina López Herrera, Josep Lluís De la Rosa	
<i>Universidad de Gerona</i>	
Sistemas inteligentes basados en lógica difusa y funciones de base radial.	471
Lógica difusa para el análisis de series temporales: estudio de la estacionalidad.....	473
Olga Valenzuela, Luisa Márquez, Alberto Guillén Perales, Luis Javier Herrera Maldonado, Héctor Pomares Cintas	
<i>Universidad Granada</i>	
Ajuste Evolutivo Lateral y de Amplitud de etiquetas para Sistemas Basados en Reglas Difusas.....	481
Jesús Alcalá Fernández, Rafael Alcalá, María José Gacto, Francisco Herrera	
<i>Dept. CCIA. Univ. Granada</i>	
Una metaheurística para resolver problemas de optimización fuzzy en redes WDM.....	489
José Luis Verdegay Galdeano, Belén Melián	
<i>Universidad de Granada</i>	