

La lógica borrosa y sus aplicaciones



La Teoría de Conjuntos Borrosos fue introducida por mérito de la Universidad de California en Berkeley) a mediados de los años 60. Previamente, Max Black (1909 - 1989), en un artículo de 1937 titulado "Vagueness: An exercise in Logical Analysis" y Karl Menger (1902 - 1985) con los artículos de 1942 "Statistical Metrics" y los de los años 50 sobre relaciones borrosas de indistinguibilidad, sentaron las bases de lo que hoy es una teoría tan utilizada y con tan buenos resultados.

Bajo el concepto de Conjunto Borroso (*Fuzzy Set*) reside la idea de que los elementos clave en el pensamiento humano no son números, sino etiquetas lingüísticas. Estas etiquetas permiten que los objetos pasen de pertenecer de una clase a otra de forma suave y flexible.

La Lógica Borrosa se puede inscribir en el contexto de la Lógica Multivaluada. En 1922 Lukasiewicz cuestionaba la Lógica Clásica bivaluada (valores cierto y falso). Además, adelantaba una lógica de valores ciertos en el intervalo unidad como generalización de su lógica trivaluada. En los años 30 fueron propuestas lógicas multivaluadas para un número cualquiera de valores ciertos (igual o mayor que 2), identificados mediante números racionales en el intervalo [0, 1].

Lotfi A. Zadeh (Azerbaiyán, 1921, actualmente profesor e

Uno de los objetivos de la Lógica Borrosa es proporcionar las bases del razonamiento aproximado que utiliza premisas imprecisas como instrumento para formular el conocimiento.

¿Qué son los conjuntos borrosos?.

En un conjunto clásico (*crisp*) se asigna el valor 0 ó 1 a cada elemento para indicar la pertenencia o no a dicho conjunto. Esta función puede generalizarse de forma que los valores asignados a los elementos del conjunto caigan en un rango particular, y con ello indiquen el **grado de pertenencia** de los elementos al conjunto en cuestión. Esta función se llama "**función de pertenencia**" y el conjunto por ella definida "**Conjunto Borroso**". La función de pertenencia μ_A por la que un conjunto borroso A se define, siendo [0, 1] el intervalo de números reales que incluye los extremos, tiene la forma:

$$\mu_A = X \rightarrow [0, 1]$$

Es decir, mientras que en un conjunto clásico los elementos pertenecen o no pertenecen a él totalmente (por ejemplo un número puede pertenecer o no al conjunto de los pares, pero no pertenecerá con un determinado grado), en los conjuntos

borrosos hay grados de pertenencia en referencia a un universo local. Por ejemplo en el contexto de nuestra sociedad actual una persona de 45 años pertenecerá al conjunto borroso “viejo” con un grado supongamos de 0.5. Si en vez de usar de referencia nuestra sociedad actual aludimos a una sociedad donde la esperanza de vida fueran 40 años este grado cambiaría.

A será un Subconjunto Borroso de B cuando:

$$\mu_A(x) \leq \mu_B(x), \forall x \in X$$

Originalmente la teoría de conjuntos borrosos se formuló en base a un conjunto de operadores también válidos para conjuntos clásicos:

Negación: $\mu_{\neg A}(x) = 1 - \mu_A(x)$

Unión: $\mu_{A \cup B}(x) = \max [\mu_A(x), \mu_B(x)]$

Intersección: $\mu_{A \cap B}(x) = \min [\mu_A(x), \mu_B(x)]$

Posteriormente se han definido clases de funciones con propiedades axiomáticas adecuadas a la utilidad de cada operador, principalmente las T-normas y T-conormas, que sirven como modelos de la intersección y la unión respectivamente. El origen del uso de las T-normas y T-conormas se remonta a las consecuencias del artículo de Menger de 1942 “Statistical Metrics”. Para establecer la *desigualdad triangular* (en un triángulo cualquiera, la suma de dos lados siempre es mayor que el tercero), discípulos de Menger establecieron y estudiaron el concepto de norma triangular (T-norma) como operación tipo para componer (sumar probabilísticamente) los lados de un triángulo que no “midan” un número, sino una función de distribución de probabilidad. Posteriormente se han revelado como herramienta adecuada para formalizar la intersección borrosa.

Pero para completar un tipo de razonamiento análogo al que se realiza con lógica clásica es necesario definir el concepto de implicación. Una implicación borrosa I es en general una función de la forma:

$$I: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$$

Para cualesquiera dos valores ciertos a y b de proposiciones borrosas p, q, define el valor cierto I(a, b) de la proposición condicional “si p entonces q”. Es una extensión de la implicación clásica $p \rightarrow q$ del dominio restringido $\{0, 1\}$ al dominio completo $[0, 1]$.

Así como en lógica clásica una implicación se puede expresar de distintas formas y todas son equivalentes, sus extensiones a lógica borrosa resultan no ser equivalentes y han dado lugar a diferentes clases de implicaciones borrosas.

Por último, existe un principio que permite la generalización de conceptos matemáticos *crisp* a la teoría de Conjuntos Borrosos. Cualquier función que asocie puntos x_1, x_2, \dots, x_n del conjunto *crisp* X al Y puede generalizarse de forma que asocie subconjuntos borrosos de X en Y, es el denominado “**Principio de extensión**”.

La representación borrosa del conocimiento.

En lenguaje natural se describen objetos o situaciones en términos imprecisos: grande, joven, tímido, ... El razonamiento basado en estos términos no puede ser exacto, ya que normalmente representan impresiones subjetivas, quizá probables pero no exactas. Por ello, la Teoría de Conjuntos Borrosos se presenta más adecuada que la lógica clásica para representar el conocimiento humano, ya que permite que los fenómenos y observaciones tengan más de dos estados lógicos.

Para la construcción de Conjuntos Borrosos para ser usados en Sistemas Inteligentes son necesarias técnicas específicas de Adquisición de Conocimiento. Las más usadas son las entrevistas y formularios, pero parece adecuado adaptar otras técnicas al campo Borroso.

En los Sistemas Basados en el Conocimiento la función de pertenencia debe ser obtenida del experto en ese dominio de conocimiento. Esta función no ha de ser confundida con una función de distribución de probabilidad basada en la repetición de las observaciones, sino en la opinión del experto.

La representación habitual del conocimiento en términos borrosos se realiza por medio de reglas, del tipo:

$$\text{Si } x_1 \text{ es } A_{1,1}$$

$$\text{y/o } x_2 \text{ es } A_{2,1}$$

$$\text{y/o } x_n \text{ es } A_{1,n}$$

$$\text{Entonces y es } B_1$$

Cada variable que interviene como hipótesis en una regla tiene asociado un dominio. Cada dominio puede estar dividido en tantos Conjuntos Borrosos como el experto considere oportuno. Cada una de estas particiones tiene asociada una **Etiqueta Lingüística**.



FIGURA 1.
Representación de
un «term set»

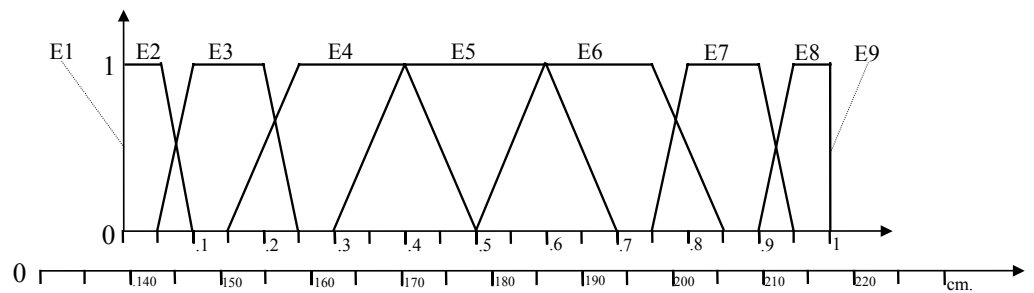


Tabla de términos con una descripción estándar de lo que se entiende por “altura” (referida a personas):

Valores lingüísticos	(a, b, c, d)
E1: Bajísimo	(0, 0, 0, 0)
E2: Muy bajo	(0, 0, 0.05, 0.1)
E3: Bastante bajo	(0.05, 0.1, 0.2, 0.25)
E4: Ligeramente bajo	(0.15, 0.25, 0.4, 0.5)
E5: Normal	(0.3, 0.4, 0.6, 0.7)
E6: Ligeramente alto	(0.5, 0.6, 0.75, 0.85)
E7: Bastante alto	(0.75, 0.8, 0.9, 0.95)
E8: Muy alto	(0.9, 0.95, 1, 1)
E9: Altísimo	(1, 1, 1, 1)

Un *term-set* (Fig. 1) es un conjunto finito, prioritariamente con 7 ± 2 elementos, que son restricciones de una variable lingüística borrosa. Este conjunto de elementos debe ser suficiente para describir cualquier situación relativa al contexto en el que se sitúa el problema.

Por ejemplo, el siguiente conjunto de términos pretende reflejar una descripción estándar de lo que se entiende por “altura” (referida a personas) (Ver tabla).

El Universo de discurso (alturas) está normalizado entre 0 y 1 aunque refleja, por ejemplo, entre 130 y 230 cm.

El Razonamiento Aproximado.

Zadeh introdujo la teoría del razonamiento aproximado y otros muchos autores han hecho contribuciones importantes a este campo. Aunque superficialmente pueda parecer que la teoría del razonamiento aproximado y la lógica clásica se diferencian enormemente, la lógica clásica puede ser vista como un caso especial de la primera. En ambos sistemas, se pueden ver a las premisas como inductoras de subconjuntos de mundos posibles que las satisfacen, aunque en el caso de la teoría del razonamiento aproximado esos conjuntos serán subconjuntos borrosos. La inferencia en ambos sistemas está basada en una regla de inclusión: una hipótesis se infiere de una colección de premisas si el subconjunto de mundos

posibles que satisfacen la conjunción de las premisas está contenido en el subconjunto de mundos posibles que satisfacen la hipótesis.

La contribución fundamental del razonamiento aproximado es el uso que hace de las variables y la representación de las proposiciones en términos de valores de verdad lingüísticos - subconjuntos borrosos- como valores de esas variables. La lógica clásica sólo usa de modo implícito de idea de variable, en el sentido de valor de verdad asociado a una proposición. Sin embargo, su naturaleza binaria le permite ocultar este hecho, ya que nos podemos referir a una proposición que es verdadera por su denotación, p , y a una que es falsa simplemente por su negación, $\neg p$, evitando así la introducción de una variable V_p cuyo valor sea la valoración de la proposición p . El uso del concepto de variable en la teoría del razonamiento aproximado conduce a tratar dominios que no están dentro del ámbito de la lógica clásica, como es el caso de los problemas que tratan los Sistemas Expertos borrosos o los controladores borrosos.

La teoría del razonamiento aproximado permite representar también cuantificadores lingüísticos situados entre el “*para todo*” y el “*existe*” clásicos. Esto facilita representar enunciados como “*la mayoría de los coches lujosos son caros*” o “*bastantes electores votarán*”

en blanco". Zadeh indicó que un cuantificador como "la mayoría" puede ser representado como un subconjunto borroso sobre un universo de discurso. Los cuantificadores aproximados se usan para representar conocimiento de sentido común.

Una extensión interesante de la teoría del razonamiento aproximado es la posibilidad de tratar con ella conocimiento prototípico. Reiter sugirió una aproximación a la representación de conocimiento de sentido común usando reglas por defecto y Yager lo estudió en el marco de la teoría del razonamiento aproximado. De acuerdo con Reiter, una regla por defecto tal como "típicamente los pájaros vuelan", puede ser interpretada así: si un objeto es un pájaro y nuestro conocimiento disponible no es incompatible con que el objeto vuele, entonces asumimos que el pájaro vuela.

La lógica binaria puede ser vista como un caso especial de la teoría del razonamiento aproximado en el cual los conjuntos base tienen dos elementos {T, F} y los grados de pertenencia se restringen a 1 ó 0. La lógica posibilística puede ser vista como una extensión de ésta, en tanto que, aunque se restringen los conjuntos base de valores a dos, T y F, se permiten que los grados de pertenencia sean números en el intervalo unidad.

La Lógica Borrosa extiende la lógica binaria permitiendo su formalización en términos de la teoría del razonamiento aproximado. Así, p es verdadero alcanzaría la representación V_p es {1/T, 0/F}, p es falso, V_p es {0/T, 1/F} y V_p es {1/T, 1/F} indica que el valor de verdad de la proposición es desconocido. En cualquiera de los casos, el conjunto base asociado a la variable valor de verdad de la proposición p es {T, F}.

La regla principal de inferencia en lógica clásica, modo de razonamiento ya introducido por los Megáricos y Estoicos en tiempos de Aristóteles, es el Modus Ponens (nombre asignado en la Edad Media), que consiste en que si se tiene la regla $A \rightarrow B$ y se da el hecho A se puede concluir B, por ejemplo, si la regla es "Si llueve entonces me mojo" si se da el hecho cierto de que "llueve", entonces podré concluir que "me mojo". En lógica borrosa se puede generalizar esta regla, quedando su esquema de la siguiente forma:

Regla: Si x es A, entonces y es B.
 Hecho: x es A'
 Conclusión: y es B'

Por ejemplo, la regla podría ser "Si la ciudad es grande (x es A), el tráfico es muy denso (y es B)", el hecho podría ser "la ciudad no es muy grande (x es A')", ¿Qué se podría decir del tráfico (B'(x))?

Supongamos que las variables están relacionadas no necesariamente por una función, sino por cualquier relación.

Supongamos que es una relación binaria borrosa R en el universo $X \times Y$. A' y B' son conjuntos borrosos en X e Y respectivamente. Si conocemos R y A' podríamos conocer B' mediante la denominada **Regla composicional de inferencia**:

$$B' = A'(x) \circ R(x, y)$$

$$B'(y) = \sup_{x \in X} \min[A'(x), R(x, y)]$$

Donde $R(x, y) = I(A(x), B(y))$
 (Función de Implicación).

El éxito del control borroso.

Aunque la intención original del profesor Zadeh era crear un formalismo para manipular de forma más eficiente la imprecisión y vaguedad del razonamiento humano expresado lingüísticamente, causó cierta sorpresa que el éxito de la lógica borrosa llegase en el campo del control automático de procesos. Esto se debió principalmente al "boom" de lo borroso en Japón, iniciado en 1987 y que alcanzó su máximo apogeo a principios de los noventa. Desde entonces, han sido infinitud los productos lanzados al mercado que usan tecnología borrosa, muchos de ellos utilizando la etiqueta "fuzzy" como símbolo de calidad y prestaciones avanzadas (podemos ver en la TV española el anuncio publicitario de la lavadora Bosch con sistema eco-fuzzy).

En 1974 el profesor Mamdani experimentó con éxito un controlador borroso en una máquina de vapor, pero la primera implantación real de un controlador de este tipo fue realizada en 1980 por F. L. Smidth & Co. en una planta cementera en Dinamarca. En 1983, Fuji aplica lógica borrosa para el control de inyección química para plantas depuradoras de agua, por primera vez en Japón. En 1987 la empresa OMRON desarrolla los primeros controladores borrosos comerciales con el profesor Yamakawa.

A partir de ese momento, el control borroso ha sido aplicado con éxito en muy diversas ramas tecnológicas, por ejemplo la metalurgia, los robots de fabricación, controles de maniobra de

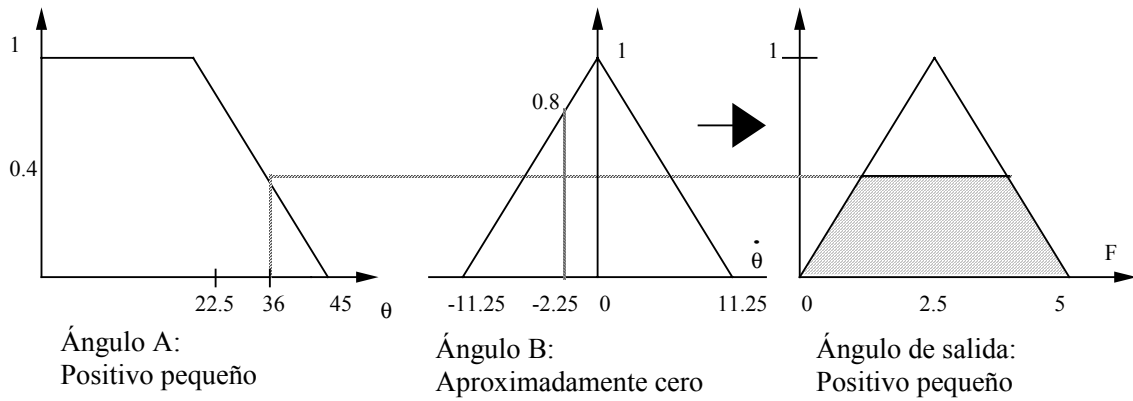


FIGURA 2. Evaluación de la regla R1

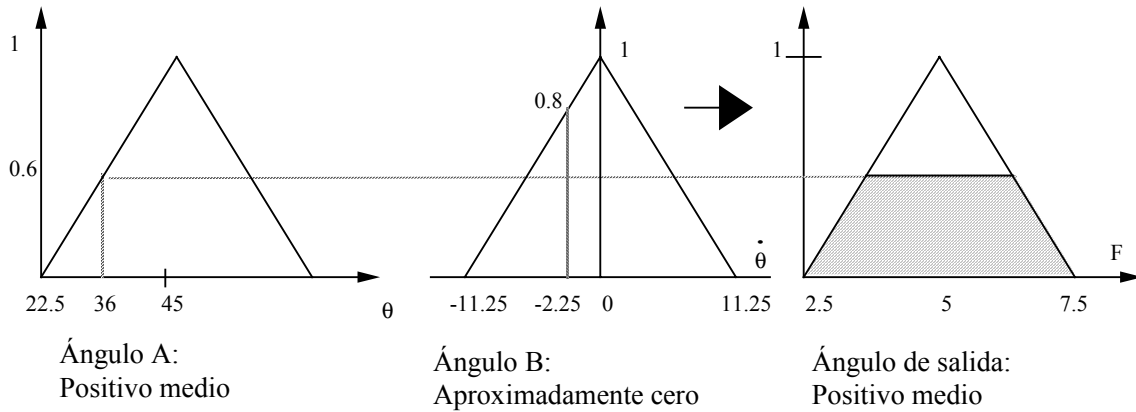


FIGURA 3. Evaluación de la regla R2

aviones, ascensores o trenes (tren-metro de Sendai, Japón, 1987), sensores, imagen y sonido (sistema de estabilización de imagen en cámaras fotográficas y de video Sony, Sanyo, Cannon...), electrodomésticos (lavadoras de Panasonic o Bosch, aire acondicionado Mitsubishi, rice-cooker...), automoción (sistemas de ABS de Mazda o Nissan, Cambio automático de Renault, control automático de velocidad, climatizadores...) y una larga lista de aplicaciones comerciales.

Pero ¿dónde radica el éxito de las aplicaciones de control?. El éxito radica en la simplicidad, tanto conceptual como de desarrollo. Los dos paradigmas clásicos de control borroso son el enfoque de Mamdani y el de Takagi-Sugeno que se describen brevemente a continuación.

En el enfoque de **Mamdani** un experto ha de especificar su conocimiento en forma de reglas lingüísticas, ha de definir las etiquetas

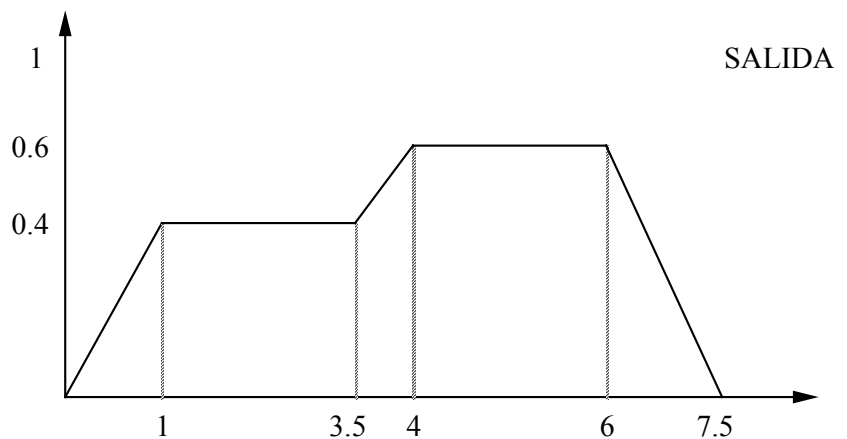


FIGURA 4. Combinación de conjuntos borrosos

lingüísticas que van a describir los estados de las variables. Para cada entrada (X_1, X_2, \dots, X_n) se ha de especificar la correspondiente etiqueta lingüística que define la salida Y . Cada

una de las n variables de entrada y la de salida han de repartirse en conjuntos borrosos (*term-set*) específicos con unos significados, similares a los que se han presentado en este artículo. Así podrán ser definidos P1 conjuntos borrosos distintos en la variable X_1 . Lo mismo se puede hacer con el resto de las variables y la salida. Cada conjunto borroso P_i ha de llevar asociado una etiqueta lingüística.

En la Base de Conocimiento las reglas tienen la forma clásica:

Si h_1 es $A^{(1)}$ y h_2 es $A^{(2)}$ y h_n es $A^{(n)}$ entonces η es B

$A^{(1)}, \dots, A^{(n)}$ y B son etiquetas lingüísticas que corresponden a los conjuntos borrosos

$\mu^{(1)}, \dots, \mu^{(n)}$ y μ , de acuerdo a las particiones de los conjuntos X_1, X_2, \dots, X_n e Y.

La base de reglas constará de K reglas de control.

La lógica de control consiste en comprobar separadamente cada regla de la base de reglas. Se determina el grado de cumplimiento de cada hipótesis de la regla de acuerdo a la variable medida. Si h_1 es $A^{(1)}$ y ... y h_n es $A^{(n)}$ Entonces η es B. Para cada regla se observa el grado de compatibilidad de las variables medidas realmente x_1, x_2, \dots, x_n con las etiquetas lingüísticas $A^{(1)} \dots A^{(n)}$ y después se hace la conjunción de grados de cumplimiento. Para cada regla R_r de las K de control se calcula: $\alpha_r = \min \{ \mu_{(1r)}, \dots, \mu_{(nr)} \}$. La salida de R_r es un conjunto borroso de valores de salida obtenidos cortando el conjunto borroso μ_{ir} asociado con la conclusión de la regla R_r en el nivel de cumplimiento α_r .

Supongamos, por ejemplo, una base de reglas como la siguiente:

R_1 : Si ángulo A es positivo pequeño y ángulo B es aproximadamente cero

Entonces ángulo de salida es positivo pequeño

R_2 : Si ángulo A es positivo medio y es ángulo B aproximadamente cero

Entonces ángulo de salida es positivo medio

Las variables de entrada (ángulo A y ángulo B) y la de salida (ángulo de salida) tienen cada una asignada un *term-set*. Supongamos que los datos reales medidos son los siguientes: ángulo A = 36° y ángulo B = -2.25° . ¿Cuál debe ser la salida (orden) que debe dar el controlador borroso?. La

evaluación de la regla R_1 es la siguiente: (Ver fig. 2)

Y la evaluación de la regla R_2 es: (Ver fig. 3)

Tras la evaluación de cada regla, se han de combinar todos los conjuntos borrosos obtenidos de la salida de las reglas mediante la operación máximo (unión): (Ver fig. 4)

La salida es la asociación de cada tupla de entradas medidas $(x_1, \dots, x_n) \in X_1 \times \dots \times X_n$ con un conjunto borroso de salida para Y. Pero el sistema a controlar no entendería un conjunto borroso como orden, sino que necesita un valor concreto para actuar, en nuestro ejemplo un ángulo de salida. Por ello, es necesario un interfaz de "defuzificación" ó "desborrosificación", que puede seguir varias estrategias: Usar algún valor dentro del máximo del conjunto de salida (en el ejemplo cualquier valor en $[4^\circ, 6^\circ]$ podría ser el valor de salida), usar la media de los máximos (con este criterio en el ejemplo el valor de salida será 5°) o calcular la proyección sobre el eje X del centro de gravedad del conjunto borroso de salida (en el ejemplo el valor de salida con este método es 3.9°). Cada uno de los métodos de desborrosificación presenta sus ventajas e inconvenientes.

En el enfoque de **Takagi-Sugeno** se mantiene la misma especificación de las particiones borrosas de los dominios de las entradas que en el modelo de Mamdani, pero no se requiere una partición borrosa del dominio de salida. Las reglas de control deben contener una función f_r de $X_1 \times \dots \times X_n$ en Y que se supone generalmente lineal:

$$f_r(x_1, \dots, x_n) = a_1^{(r)} x_1 + \dots + a_n^{(r)} x_n + a^{(r)}$$

R_r : si h_1 es $A_{1,r}^{(1)}$ y ... y h_n es $A_{n,r}^{(n)}$

Entonces $\eta = f_r(h_1, \dots, h_n)$

El grado de aplicabilidad α_r se obtiene de la misma manera que el modelo de Mamdani y el valor de control de salida de obtiene como:

$$\eta = \frac{\sum_{r=1}^k \alpha_r f_r(x_1, \dots, x_n)}{\sum_{r=1}^k \alpha_r}$$

Supóngase, por ejemplo, que el proceso de secado de un producto se realiza mediante un ventilador cuya velocidad es regulada según la temperatura del producto. El control de

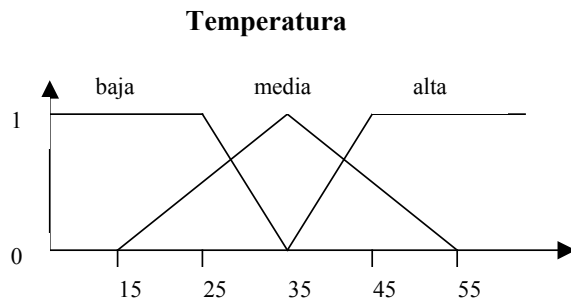


FIGURA 5. Conjuntos borrosos

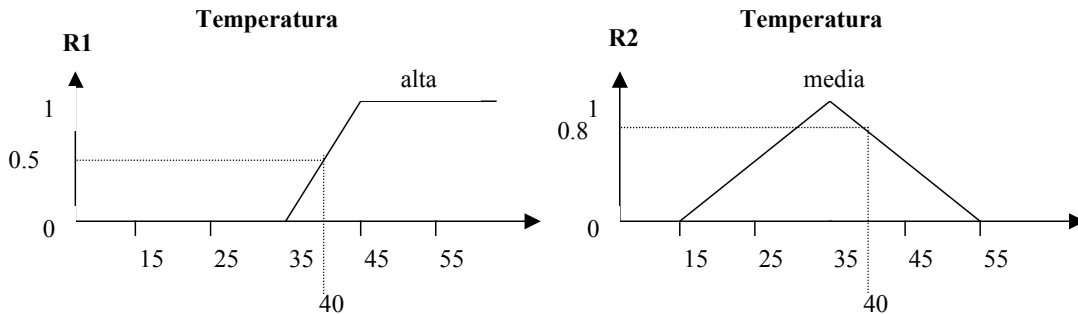


FIGURA 6. Reglas R2 y R3

la velocidad del ventilador se realiza utilizando un controlador borroso basado en el enfoque de Takagi-Sugeno. El universo de discurso para la variable temperatura es [0,70] (°C). Sobre ese universo de discurso se definen los siguientes conjuntos borrosos: (Ver Fig. 5)

La base de conocimientos que utiliza el controlador es la siguiente:

REGLA	Temperatura p0	p1
R1	Alta	700 500
R2	Media	100 200
R3	Baja	100 50

Donde Temperatura es la hipótesis de las reglas y p0 y p1 son los coeficientes de la función consecuente de cada regla que define la velocidad del ventilador. En un caso real se observa un producto con una temperatura de 40°C. ¿Cuál será la velocidad del ventilador según un controlador borroso basado en el enfoque de Takagi-Sugeno?

Las reglas que se disparan son R2 y R3 (R1 no se dispara porque la pertenencia de 40°C al conjunto borroso "Temperatura baja" es nula). Para las reglas R2 y R3 ocurre lo siguiente: (Ver Fig. 6)

Por lo que $f_{R1} = 700 + 500 \cdot 40 = 20.700$ y $f_{R2} = 100 + 200 \cdot 40 = 8.100$ y la velocidad del ventilador, v, resultante será: (Ver Fig. 7)

La ventaja más importante de este paradigma es que no es necesaria etapa de desborrosificación. Pero a veces hay

$$v = \frac{\alpha_{R1} * f_{R1} + \alpha_{R2} * f_{R2}}{\alpha_{R1} + \alpha_{R2}} = \frac{0.5 * 20.700 + 0.75 * 8.100}{0.5 + 0.75} = 14.760.6r.p.m$$

FIGURA 7. Velocidad del ventilador resultante

problemas importantes para conseguir los coeficientes de los consecuentes de las reglas en la base de conocimientos.

Pese a las limitaciones e inconvenientes que puedan presentar ambos modelos, lo que si parece claro es que su simplicidad y buenos resultados son los principales motivos del éxito que ha tenido el control borroso.

El nuevo reto de la lógica borrosa: Internet.

Según algunos de los más prestigiosos investigadores en Internet, parece que el futuro para abordar la ingente cantidad de datos, recuperar información, "controlar" y gestionar la red, pasa por el uso de tecnologías borrosas. Además, parece que esta intuición coincide con la nueva senda que, según el profesor Zadeh, debe seguir la lógica borrosa. Prueba de ello fué la celebración del primer encuentro sobre lógica borrosa e Internet (FLINT 2001, se puede acceder a las ponencias a través de la página Web de BISC) celebrado en la universidad de Berkeley en el verano de 2001 y organizado por el propio profesor Zadeh.

Lecturas recomendadas

■ Dubois, D.; Prade, H.: *Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications*. Academic Press, New York, 1980.

■ Klir, G. J.; Folger, T. A.: *Fuzzy Sets, Uncertainty and Information*. Prentice Hall, 1988.

■ Sugeno, M. (ed.): *Industrial Applications of Fuzzy Control*. North-Holland, 1985.

■ Trillas, E. (ed.): *Fundamentos e Introducción a la Ingeniería Fuzzy*. Omron Electronics S. A., Madrid, 1992.

■ Trillas, E.; Gutierrez, J. (eds.): *Aplicaciones de la Lógica Borrosa*. Eds CSIC, Nuevas Tendencias 20, Madrid, 1994.

■ Trillas, E.; Alsina, C.; Terricabras, J. M.: *Introducción a la Lógica Borrosa*. Ariel, Barcelona, 1995.

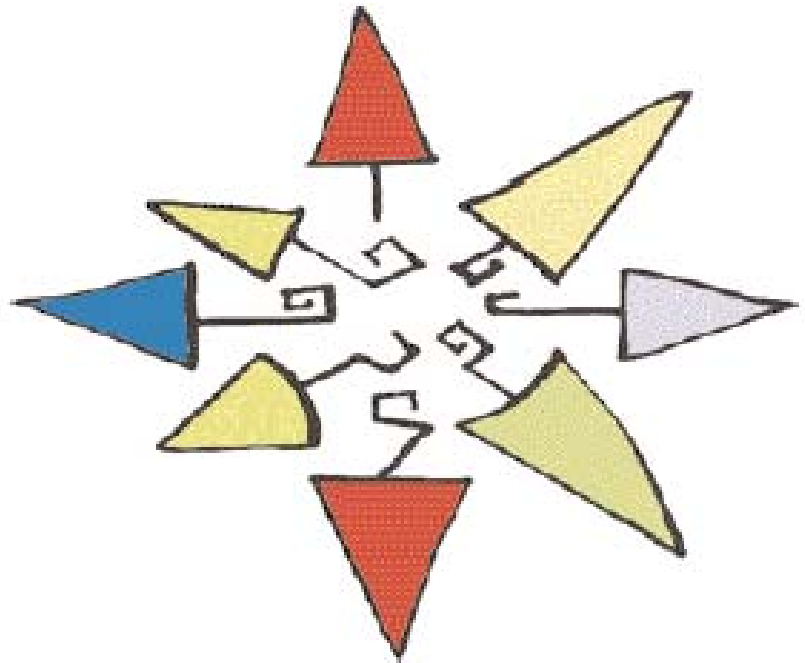
■ Zadeh, L. A.: *Fuzzy Sets and Applications (Selected Papers, edited by R. R. Yager, S. Ovchinnikov, R. M. Tong, H. T. Nguyen)*, John Wiley, Nueva York, 1987.

Páginas Web

■ BISC: The Berkeley Initiative In Soft Computing:
<http://www-isc.cs.berkeley.edu/>

■ EUSFLAT: European Society for Fuzzy Logic and Technology:
<http://www.eusflat.org/>

■ IFSA: International Fuzzy Systems Association:
<http://www.abo.fi/~rfuller/ifsa/>



La idea principal es la tendencia hacia el *Computing with words* (computación con palabras), usando básicamente técnicas de *Soft Computing* (que engloba básicamente a la lógica borrosa, las redes neuronales y la computación evolutiva – algoritmos genéticos). Estos términos, acuñados por el profesor Zadeh, ponen de manifiesto el nuevo reto que ha de acometer *el soft computing* y que ya se plasman en diferentes líneas de investigación, como son:

- Una nueva generación de motores de búsqueda en Internet, que usan técnicas de *soft computing* y que tratan de mejorar la búsqueda actual (lexicográfica) usando una búsqueda conceptual.
- Técnicas avanzadas para describir “perfiles de usuario” que permitan un uso de internet más inteligente “a la carta”.
- Comercio electrónico basado en técnicas de *soft computing* (Por ejemplo lo que el profesor Mamdani denomina *Soft Knowledge*).

• *Semantic Web*.

Esta lista se podría extender a otros muchos aspectos, pero conviene destacar algunas técnicas que deben ser mejoradas y adaptadas a los nuevos tiempos, volúmenes y estructura de la información que es necesario manipular en Internet:

- Nuevos modelos de representación del conocimiento, como por ejemplo los conceptual fuzzy sets del profesor Takagi.

- Mejoras en los métodos de agregación de información y en los algoritmos de clasificación y clustering.
- Técnicas para la generación de ontologías (taxonomías de conceptos de un determinado dominio) y para la utilización de las mismas con limitaciones en el tiempo de respuesta.
- Técnicas de indexación conceptual de documentos.
- Agentes inteligentes autónomos para realizar servicios en Internet (en búsqueda, chat, correo electrónico, comercio electrónico, envío de datos, multimedia...).
- Técnicas de gestión y extracción de conocimiento en bases de datos (Data Mining y *Data Warehouse*).

Y un largo etcétera de nuevos campos de aplicación del *soft computing* en los que ya se obtienen resultados prometedores.



José Angel Olivas Varela
Doctor Ingeniero en Informática.
Profesor de Inteligencia Artificial en la Universidad de Castilla - La Mancha y en la Universidad Pontificia Comillas – ICAI
BISC Visitor en 2001
E-mail: joseangel.olivas@uclm.es