

e-Gnosis
E-ISSN: 1665-5745
e-gnosis@cencar.udg.mx
Universidad de Guadalajara
México

Perez C., Marco; Cuevas, Erik; Zaldivar, Daniel
Segmentación difusa
e-Gnosis, vol. 6, 2008, pp. 1-26
Universidad de Guadalajara
Guadalajara, México

Disponible en: http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=73011197001

Cómo citar el artículo
Número completo
Más información del artículo
Página de la revista en redalyc.org

Sistema de Información Científica
Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

SEGMENTACION DIFUSA

FUZZY SEGMENTATION

Marco Perez C.[1], Erik Cuevas[1], Daniel Zaldivar[1]
marco.perez@cucei.udg.mx / erik.cuevas@ cucei.udg.mx / daniel.zaldivar@ cucei.udg.mx

Recibido: septiembre 10, 2007 / Aceptado: noviembre 23, 2007 / Publicado: enero 11, 2008

RESUMEN. La teoría de visión clásica por computadora ha sido extensamente explotada, con buenos resultados. Aun así, existen condiciones bajo las cuales, estas técnicas no pueden ser aplicadas y puede ser muy ventajoso basar la estrategia de diseño en un enfoque diferente. La lógica difusa se perfila como uno de los enfoques que mejores resultados han ofrecido en el control de procesos, modelaje de sistemas y clasificación, esto debido a su posibilidad de condensar una estructura de conocimiento generado a partir de ideas cualitativas acerca del sistema. Considerando que la lógica difusa permite condensar el conocimiento del experto humano en una estructura, es posible entonces utilizar la experiencia de una persona para realizar algoritmos de visión que sean capaces de reconocer objetos o clasificarlos. En este artículo se presenta la utilización de técnicas difusas aplicadas a la visión por computadora específicamente para la segmentación de color en paisajes que podría ser aplicado en navegación automática.

PALABRAS CLAVE: Sistemas difusos, segmentación, visión artificial.

ABSTRACT. The computer vision theory has been widely exploited, with good results. Even so, exist conditions where, these techniques cannot be applied and it can be advantageous to base the strategy design on a different way. Fuzzy logic is one of the approaches that better results have offered in the control, system modelling and classification, this due to its possibility of condensing a knowledge structure generated from qualitative ideas about the system. Considering that fuzzy logic allows to condense the human expert's knowledge in a structure, it is possible then to use the experience of a person to carry out vision algorithms that are able to recognize objects or to classify them. In this paper is presented the use of fuzzy techniques applied to computer vision for the color segmentation in landscapes that could be applied in automatic navigation.

KEYWORDS: Fuzzy systems, segmentation, Computer vision.

1. Introducción

La teoría de visión clásica por computadora ha sido extensamente explotada, con buenos resultados. Aun así, existen condiciones bajo las cuales, estas las técnicas no pueden ser aplicadas y puede ser muy ventajoso basar la estrategia de diseño en un enfoque diferente. Algunas de tales condiciones pueden ser:

- No se cuenta con un modelo matemático del sistema, o éste sólo puede ser obtenido con gran esfuerzo y costo.

- Sólo una parte del sistema se encuentra disponible en forma cuantitativa, mientras que el resto de la información, es asequible únicamente en forma cualitativa.

En situaciones como éstas, las aproximaciones matemáticas puramente cuantitativas suelen no trabajar bien y sería necesario utilizar técnicas alternativas.

La lógica difusa [1] se perfila como uno de los enfoques que mejores resultados han ofrecido en el control de procesos, modelaje de sistemas y clasificación, esto debido a su posibilidad de condensar una estructura

[†] Departamento de Ciencias Computacionales, Universidad de Guadalajara, CUCEI, Av. Revolución No. 1500, C.P. 44430, Guadalajara, Jal., México.

de conocimiento generado a partir de ideas cualitativas acerca del sistema.

En la implementación de un sistema difuso [2] es necesario definir funciones de membresía, las cuales forman parte, junto con las reglas, de la estructura de conocimiento del controlador.

Generalmente la configuración de las reglas depende del conocimiento cualitativo que se tenga del proceso. Sin embargo, la forma y características de las funciones de membresía empleadas en el sistema se establecen siguiendo un proceso de prueba y error.

La visión es uno de los sentidos que por la importancia que este representa para la interacción con el exterior, que mas podemos explicar tanto en sus mecanismos como en la forma en que este realiza para el reconocimiento y análisis de estructuras. Para una persona resulta trivial explicar como distinguir figuras circulares de redondas, o distinguir un color de otro, hecho que no es tan fácil de caracterizar tratándose de otro sentido tal como el oído. Considerando que la lógica difusa permite condensar el conocimiento del experto humano en una estructura, seria posible entonces utilizar la experiencia de una persona para realizar algoritmos de visión que sean capaces de reconocer objetos o clasificarlos.

En este artículo se presenta la utilización de técnicas difusas aplicadas a la visión por computadora específicamente para la segmentación de color aunque podría ser extensible a otras aplicaciones. El artículo pretende auto contener los temas necesarios para la comprensión total de la técnica, por lo que la estructura del reporte es la siguiente en la sección 2 se revisan los principales conceptos de la lógica difusa y los sistemas difusos, en la sección 3 se analiza las particularidades de los clasificadores difusos, en la sección 4 se presenta como ejemplos la segmentación difusa del color, la segmentación del color rojo utilizando reglas lingüísticas y la segmentación de una parte de la imagen de un paisaje utilizando reglas extraídas a partir de la combinación de la similitud de color y posición, lo cual tiene una gran aplicación en navegación automática en robots móviles en ambientes no estructurados, por ultimo en la sección 5 se presentan las conclusiones.

2. Lógica difusa

En la década de los años veinte del siglo XX, J, Lukasiewicz [5] desarrolló los principios de la lógica multivaluada, cuyos enunciados pueden tener valores de verdad comprendidos entre el 0 (falso) y el 1 (verdadero) de la lógica binaria clásica. Por ejemplo, el enunciado “El vaso esta lleno”, en lógica binaria tendría el valor de verdad 1 (verdadero) si el recipiente contiene tanto líquido como su capacidad máxima admite; por el contrario, si el vaso contiene el 90% de su capacidad total, el enunciado sería falso, con el valor de verdad 0. En tal caso, aunque falso, parece evidente que es casi cierto, puesto que está casi lleno. La lógica multivaluada permitiría asignar diferentes grados de certeza; de esta forma, si el vaso está al 90% de su capacidad, el valor de verdad del enunciado sería de 0.9 (casi cierto), mientras que si contiene, por ejemplo un 10% de líquido el valor de verdad seria del 0.1 (poco cierto).

En 1965, L. Zadeh [5] aplicó la lógica multivaluada a la teoría de conjuntos, estableciendo la posibilidad de que los elementos pudieran tener diferentes grados de pertenencia a un conjunto (por ejemplo, el caso del vaso con el 90% del líquido, tendría un grado de pertenencia al conjunto de vasos llenos de un valor del 0.9, con el rango 0,....,1). Zadeh introdujo el término difuso (fuzzy) y desarrolló un álgebra completa para los conjuntos difusos, aunque estos conjuntos no tuvieron aplicación práctica hasta mediados de los años sesenta, cuando E.H. Mamdani [Hilera, 1995] diseñó un controlador difuso para un motor de vapor.

En lógica difusa se trabaja con conjuntos, que se definen por sus funciones de pertenencia, que se denotan como $\mu_C(x)$ e indican el grado de pertenencia (entre 0 y 1) del elemento x al conjunto C. Por ejemplo, se podría tener tres conjuntos de tipos de tallas de personas que tuvieran valores dentro de los siguientes rangos:

BAJA=[140,....,170cm]
NORMAL=[150,....,190cm]
ALTA=[170,....,200cm]

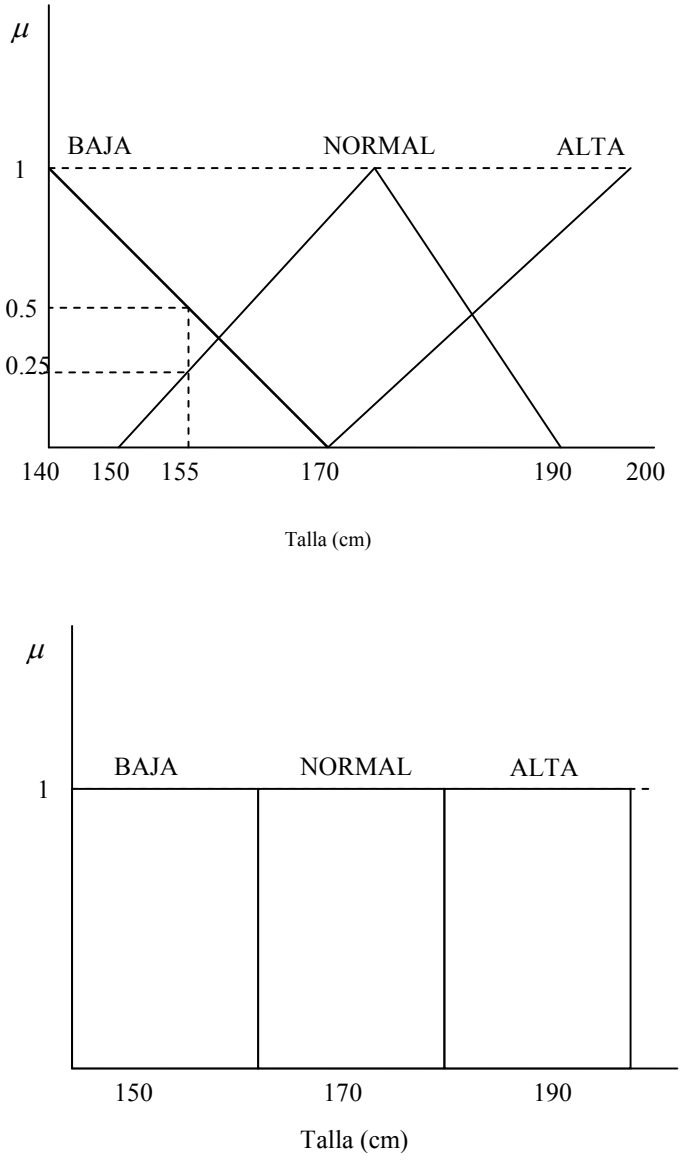


Figura 1. Conjuntos difusos (a) conjuntos "crisp" (b).

Las funciones de pertenencia a estos conjuntos difusos podrían tener la forma indicada en la Fig. 1. En este caso una persona con una talla de 155 cm pertenecería en un 50% ($\mu_{BAJA}(155) = 0.5$) al conjunto de personas BAJAS y en un 25% ($\mu_{NORMAL}(155) = 0.25$) a las de tamaño NORMAL. En contraposición con los conjuntos difusos, en la lógica binaria tradicional se utilizan los denominados conjuntos no difusos (conjuntos "crisp"), donde los grados de pertenencia son binarios (0 o 1) como se muestra en la Fig. 1.

En la lógica difusa las operaciones entre conjuntos se plantean en forma de operaciones difusas entre sus funciones de membresía (idéntico a funciones de pertenencia). Las más utilizadas son las de la unión ($\cup$), intersección ($\cap$) y complemento (–) para los conjuntos y las correspondientes suma difusa, producto difuso y negación difusa para las funciones de membresía.

Así, estas operaciones aplicadas sobre dos conjuntos difusos *A* y *B* teniendo como funciones de membresía μ_A y μ_B serian:

UNION

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

INTERSECCION

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

COMPLEMENTO

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

En el caso de la unión, la función de membresía del conjunto resultante se obtiene realizando la operación de suma difusa entre los grados de pertenencia de cada posible elemento (x) a cada uno de los conjuntos (Fig. 2).

El resultado de una suma lógica difusa coincide con el mayor (máximo) de los grados de pertenencia (por ejemplo, si los conjuntos fuesen ALTA y DELGADA, una persona con 70% ALTA y un 20% DELGADA pertenecería en un 70% al conjunto de personas ALTAS o DELGADAS). En el caso de la intersección, se realiza el producto difuso o determinación del menor (mínimo) de los grados de pertenencia de un mismo elemento (x) a cada conjunto. (Siguiendo con el mismo ejemplo, aquella persona pertenecería en un 20% al conjunto de personas ALTAS que son DELGADAS.) Finalmente, la función de un conjunto complementario coincide con la función de no pertenencia al conjunto original (en el ejemplo, un 70% ALTA sería un 30% NO ALTA).

2.1 Sistemas difusos.

Una de las principales aplicaciones de la lógica difusa es el diseño de sistemas de control que, a partir de unas entradas, deben generar unas salidas para actuar sobre determinados mecanismos. Un ejemplo

podría ser el sistema de control para regular la velocidad de un ventilador en función de la temperatura ambiente. En este caso, la única entrada al sistema sería el valor de la temperatura, por ejemplo en grados centígrados, y la única salida, el valor en revoluciones por minuto (*rpm*), de la velocidad necesaria del ventilador para conseguir una temperatura adecuada.

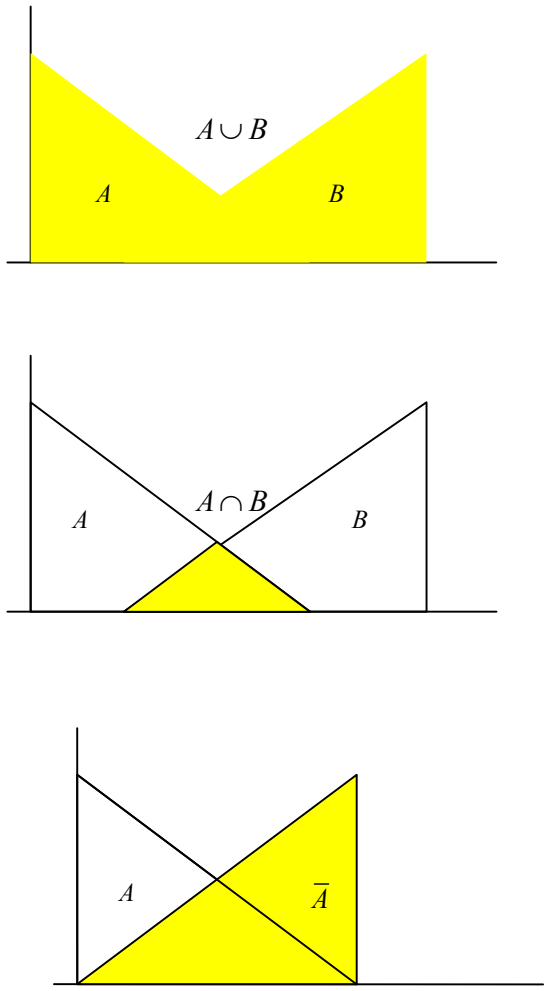


Figura 2. Operaciones difusas básicas.

Los motivos por los que se empieza a utilizar la lógica difusa en los controladores y clasificadores, se refieren, sobre todo, a su simplicidad, ya que no requieren construcciones matemáticas complejas (no es preciso conocer la expresión matemática exacta que gobierna el funcionamiento del sistema), permitiendo en cambio el diseño mediante la descripción del funcionamiento con lenguaje natural y facilitando también las tareas de prueba y mantenimiento del sistema. Otras características de los sistemas difusos son su mayor suavidad en el control que en el caso de sistemas convencionales y su posible combinación con tecnologías clásicas ya establecidas y con otras más modernas, como las redes neuronales.

En la Fig. 3 se muestra el funcionamiento de los sistemas difusos. Se puede distinguir 3 partes fundamentales: una primera etapa fusificación de los valores de entrada, otra de evaluación de reglas difusas y una última de defusificación para obtener valores numéricos definidos a la salida.

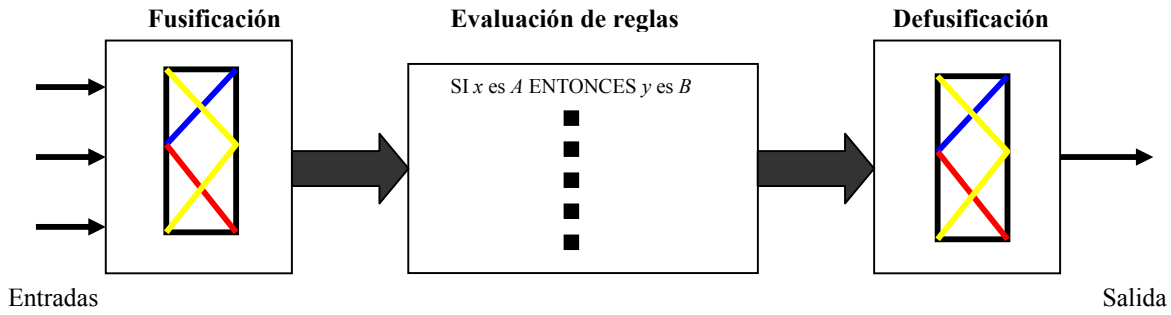


Figura 3. Esquema de un sistema difuso.

2.2 Fusificación

La fusificación de una entrada es el proceso por el cual se calcula su grado de pertenencia a uno o varios conjuntos difusos en que se divide el rango de valores posibles para dicha entrada. Por ejemplo, si se trata de un sistema de control de velocidad de giro de un ventilador cuya entrada es la temperatura ambiente, el rango (dominio) de posibles temperaturas se puede considerar dividido en 5 conjuntos difusos, que se podrían denominar: FRIA, que incluirá las temperaturas, por ejemplo, en el rango de 5 a 13°C; el conjunto FRESCA, con valores desde 9 hasta 21°C; el conjunto de temperatura AGRADABLE, con los valores 17 a 29°C; CÁLIDA, con valores de 25 a 37°C; y el conjunto de temperatura EXTREMA con valores entre 33 y 40°C.

Estos conjuntos pueden considerarse difusos si se supone que los valores de temperatura que contienen no pertenecen en el mismo grado al conjunto. En este caso, es evidente que una temperatura de 20°C es menos FRESCA que una de 15°C, con lo que la primera pertenecerá en menor grado que la segunda al conjunto de temperaturas FRESCAS. De hecho, la primera (20°C) también puede considerarse como AGRADABLE, ya que pertenece a este conjunto, aunque en menor medida que otra, por ejemplo, de 23°C, que sería la más AGRADABLE, al ser la temperatura ambiente ideal.

Como se indicó en el apartado anterior, cuando se trabaja con conjuntos difusos, hay que establecer funciones de membresía, lo cual permite determinar, a partir del valor de un elemento, su grado de membresía al conjunto, siendo éste un valor normalizado entre 0 (no pertenece en absoluto) y 1 (pertenece al 100%). Esta función se denota como $\mu(x)$, siendo x el valor del elemento. Las funciones de membresía deben definirse a partir de la experiencia o intuición o simplemente utilizando sentido común, y suelen tener forma triangular, trapezoidal o gaussiana, a diferencia de las funciones escalón que se utilizan cuando se trabaja en lógica clásica. En la Fig. 4 se muestran algunas formas posibles para la función de pertenencia a un conjunto de temperaturas AGRADABLES.

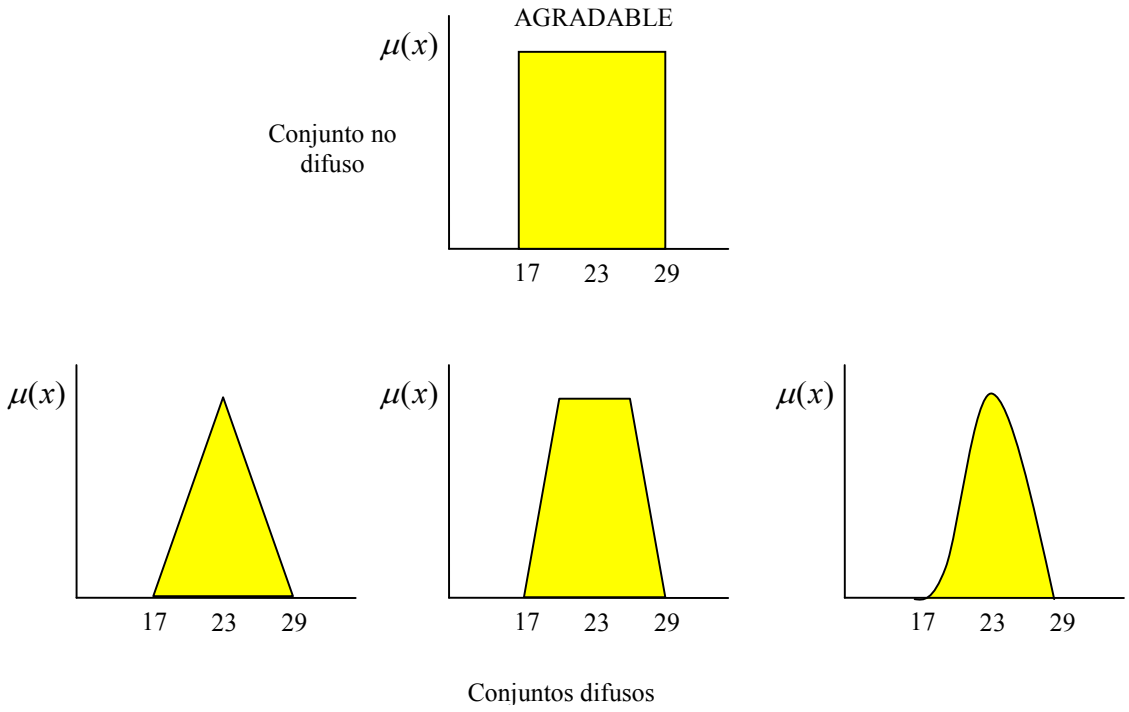


Figura 4. Tipos de conjuntos difusos.

Si se utilizan funciones triangulares en el ejemplo del controlador del ventilador, se podría tener unas funciones de membresía para todo el dominio de posibles valores de la variable lingüística 'temperatura' como las indicadas en la Fig. 5.

Según la Fig. 5, si la temperatura ambiente de entrada al sistema fuese de 15°C, se trataría de una temperatura totalmente FRESCA. En cambio, si fuese de 16°C, sería de un 83% FRESCA; mientras que 18°C se podría considerar como FRESCA (en un 50%) o como AGRADABLE (en un 17%).

Formalizando la notación y considerando, en general, el dominio de valores de entrada dividido en N conjuntos difusos, denominados A_1, A_2,...., A_N, los valores que se obtienen después de la etapa de fuzzificación son los grados de pertenencia del valor de entrada x a cada uno de estos conjuntos difusos: $\mu_{A_1}(x)$, $\mu_{A_2}(x)$, ..., $\mu_{A_N}(x)$.

En el ejemplo de las temperaturas, si x=18°C, los grados de pertenencia serían (Fig. 5):

$$\mu_{FRIA}(18) = 0.0$$
$$\mu_{CALIDA}(18) = 0.0$$

$$\mu_{FRESCA}(18) = 0.5$$
$$\mu_{EXTREMA}(18) = 0.0$$
$$\mu_{AGRADABLE}(18) = 0.3$$

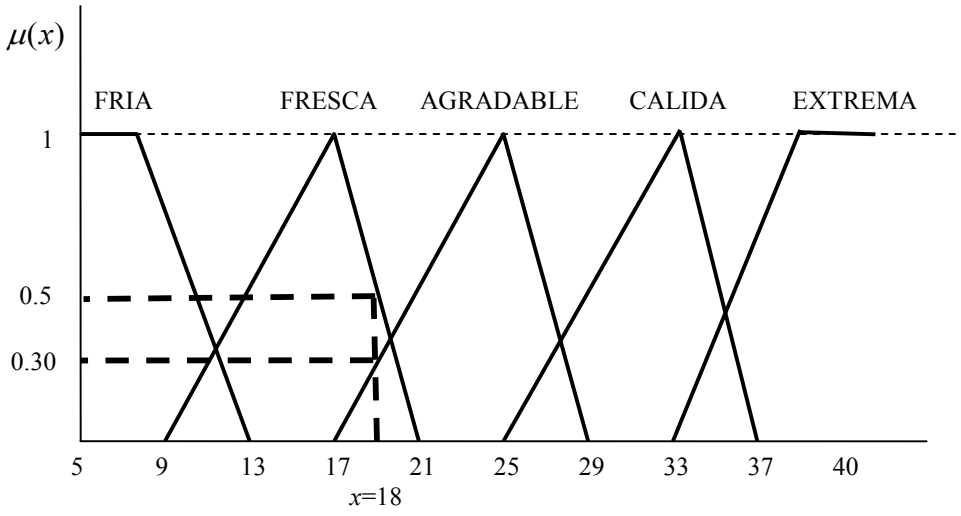


Figura 5. Conjuntos difusos que modelan la variable temperatura.

2.3 Evaluación de reglas difusas

Para gobernar el comportamiento del sistema, el diseñador debe establecer una serie de reglas de la forma SI-ENTONCES para indicar la acción a realizar en función del conjunto al que pertenece la entrada al sistema. La forma general de una regla es:

R: SI (x es A) ENTONCES (y será C)

También se pueden utilizar las notaciones

$R: A \Rightarrow C$; o bien
R: (A;C)

La primera parte de la regla (SI) se denomina *antecedente*, y contiene una o varias condiciones que se refieren a si cada una de las entradas del sistema pertenece a tal o cual conjunto difuso. La segunda parte (ENTONCES), denominada *consecuente,* contiene los nombres de las variables lingüísticas a los que deben pertenecer las salidas del sistema si se cumple el antecedente correspondiente.

En el caso del ejemplo del control de la velocidad de un ventilador, para poder establecer las reglas, es preciso realizar una división del dominio de posibles valores de salida, en este caso de la variable

lingüística velocidad de rotación, creando una serie de conjuntos difusos, de forma similar a como se hizo con la temperatura de entrada. En la Fig. 6 se muestran estos conjuntos para la velocidad de rotación, que se han denominado de la siguiente forma: PARADO, incluye las velocidades entre 0 y 20 rpm; LENTA, con velocidades en el rango 10 a 30 rpm; MEDIA de 20 a 40 rpm; RÁPIDA de 30 a 50 rpm y por último MÁXIMA de 40 a 60 rpm.

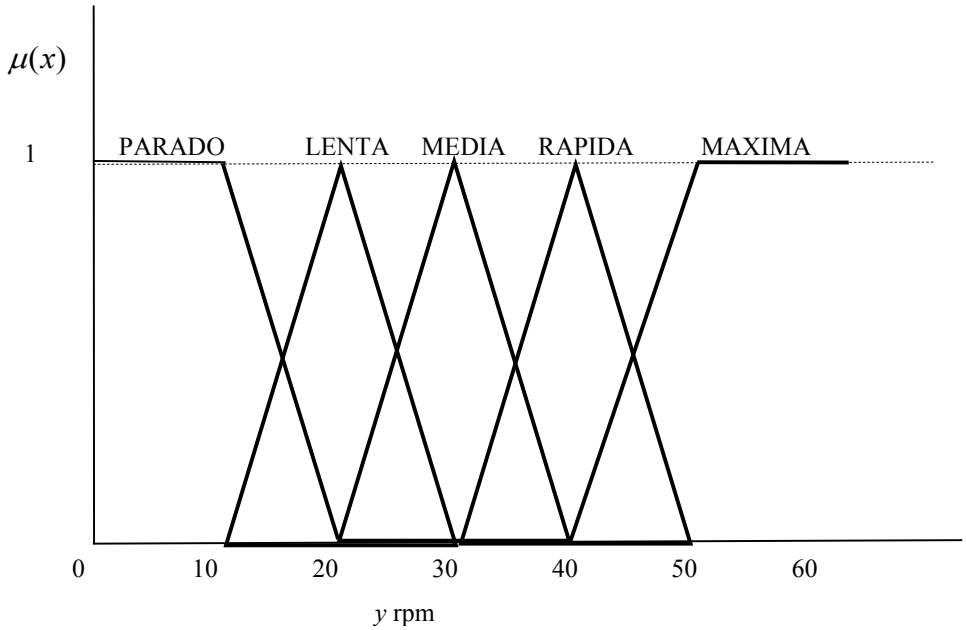


Figura 6. Conjuntos difusos que modelan la variable velocidad.

Una vez establecidos los conjuntos difusos, se pueden crear las reglas de control que determinen el tipo de velocidad en función de la temperatura. Estas reglas podrían ser:

Regla 1: **SI** (Temperatura es FRIA) **ENTONCES** (Velocidad será PARADO)
Regla 2: **SI** (Temperatura es FRESCA) **ENTONCES** (Velocidad será LENTA)
Regla 3: **SI** (Temperatura es AGRADABLE) **ENTONCES** (Velocidad será MEDIA)
Regla 4: **SI** (Temperatura es CÁLIDA) **ENTONCES** (Velocidad será RÁPIDA)
Regla 5: **SI** (Temperatura es EXTREMA) **ENTONCES** (Velocidad MÁXIMA)

Estas reglas componen lo que se denomina *base de reglas del sistema*. Su evaluación consiste en determinar qué regla (o reglas) se activarán ante un determinado valor entrada. Para averiguarlo, se parte del grado de pertenencia de dicho valor a cada uno de diferentes conjuntos difusos del dominio de entrada. En el ejemplo anterior, para la temperatura de 18°C, los grados de pertenencia eran $\mu_{FRESCA}(18) = 0.5$, $\mu_{AGRADABLE}(18) = 0.3$ y el resto cero, por lo que es evidente que se activarán (o dispararán) las reglas 2 y 3, ya que esa temperatura es FRESCA (50%) y AGRADABLE (17%).

A cada regla $R_i : (A_i; C_i)$ se le asocia un valor denominado *grado de activación* que, en principio,

coincide con el grado de membresía de la entrada (x) al conjunto indicado en el antecedente ($\mu_{A_i}(x)$). Este grado de activación será el que permitirá establecer el grado de pertenecía de la salida (y) del sistema al conjunto indicado en el consecuente de la regla ($\mu_{C_i}(y)$).

Regla i: SI (x es A_i) ENTONCES (y será C_i)

Grado de activación de la regla $i = \mu_{A_i}(x)$

$\mu_{C_i}(y) =$ grado de activación de la regla = $\mu_{A_i}(x)$

Si se utilizase en el antecedente de alguna regla el operador de negación, el grado de activación de la regla sería la diferencia entre la unidad y el grado de pertenencia:

Regla i: SI (x NO es A_i) ENTONCES (y será C_i)

Grado de activación de la regla $i = 1 - \mu_{A_i}(x)$

$\mu_{C_i}(y) =$ grado de activación de la regla $i = 1 - \mu_{A_i}(x)$

Cuando el sistema tiene varias entradas, el antecedente se compone de varias condiciones referidas a los conjuntos a los que pertenecen éstas.

En el caso de dos entradas, se tendrían reglas como:

Regla i: SI ((x_1 es A_i) Y (x_2 es B_i)) ENTONCES (y será C_i)
Regla j: SI ((x_1 es A_j) O (x_2 es B_j)) ENTONCES (y será C_j)

Para calcular el grado de activación asociado a cada una de estas reglas, se aplican los operadores producto y suma difusos presentados en el apartado anterior.

Peso regla i= $\min(\mu_{A_i}(x_1), \mu_{B_i}(x_2))$
Peso regla j= $\max(\mu_{A_j}(x_1), \mu_{B_j}(x_2))$

$\mu_{C_i}(y) =$ Peso de regla i = $\min(\mu_{A_i}(x_1), \mu_{B_i}(x_2))$
$\mu_{C_j}(y) =$ Peso de regla j= $\max(\mu_{A_j}(x_1), \mu_{B_j}(x_2))$

Finalmente, en el caso de sistemas con más de una salida, el grado de pertenencia de la salida a un conjunto corresponderá al mayor peso de todas las reglas en cuyo consecuente aparezca el conjunto:

Regla i: SI....ENTONCES (y_1 será C) Y (y_2 será D)
Regla j: SI....ENTONCES (y_1 será C) Y (y_2 será E)

$\mu_C(y_1)$ =max(Peso regla *i*, Peso regla *j*)
$\mu_D(y_2)$ = Peso de regla *i*.
$\mu_E(y_2)$ = Peso de regla *j*.

Una vez ponderadas las reglas que van a gobernar el funcionamiento del sistema, se procede a la defusificación de las salidas.

2.4 Defusificación

La defusificación de las salidas consiste en obtener un valor numérico para cada una de las salidas del sistema a partir de los conjuntos difusos a los que pertenecen. En el ejemplo del ventilador, se puede llegar a la conclusión, mediante la evaluación de reglas, que la velocidad debe ser MEDIA, pero esto no es suficiente, ya que es preciso obtener un valor numérico que indique la velocidad exacta a la que debe girar el ventilador.

Existen varias técnicas de defusificación. En este apartado se describen tres de las más utilizadas, denominado *método del centroide, método del semifallo y método de la media ponderada.*

2.4.1 Método del centroide o centro de gravedad

Este método consiste en crear para la salida del sistema una función de membresía a un nuevo conjunto obtenido como unión de aquellos a los que pertenece parcialmente al valor de salida. Esta nueva función puede calcularse mediante la suma de funciones de membresía de estos conjuntos, pero multiplicadas aritméticamente por el grado de pertenencia de la salida al subconjunto, que ya fue calculado en la fase anterior de evaluación de las reglas de control. Si por ejemplo, se han activado las reglas R_i y R_j, obteniéndose que la salida (y) pertenece a los conjuntos C_i y C_j en los grados dados por los pesos de las correspondientes reglas, entonces la función de membresía del nuevo conjunto C, sería la unión de las anteriores:

$$\mu_C(y) = \text{Peso regla } \mathrm{R}_i * \mu_{C_i}(y) + \text{Peso regla } \mathrm{R}_j * \mu_{C_j}(y)$$

Otra posibilidad, sería el considerar las funciones originales simplemente limitadas superiormente por el valor de los pesos de las reglas. En este caso, se estaría utilizando el producto lógico difuso, en lugar del producto aritmético.

$$\mu_C(y) = \min(\text{Peso regla } \mathrm{R}_i,\ \mu_{C_i}(y)) + \min(\text{Peso regla } \mathrm{R}_j,\ \mu_{C_j}(y))$$

En el caso del ejemplo del ventilador, si la temperatura es de 18°C, se activaron las reglas 2 y 3, correspondientes a velocidades LENTA y MEDIA con pesos 0.5 y 0.17, respectivamente por lo que el nuevo conjunto de valores de salida, unión de los anteriores, se calcularía sumando las funciones mostradas en la Fig. 7, si se sigue el primer criterio (producto aritmético) tendríamos la Fig. 7(arriba) y si se sigue el segundo criterio tendríamos la Fig. 7(abajo).

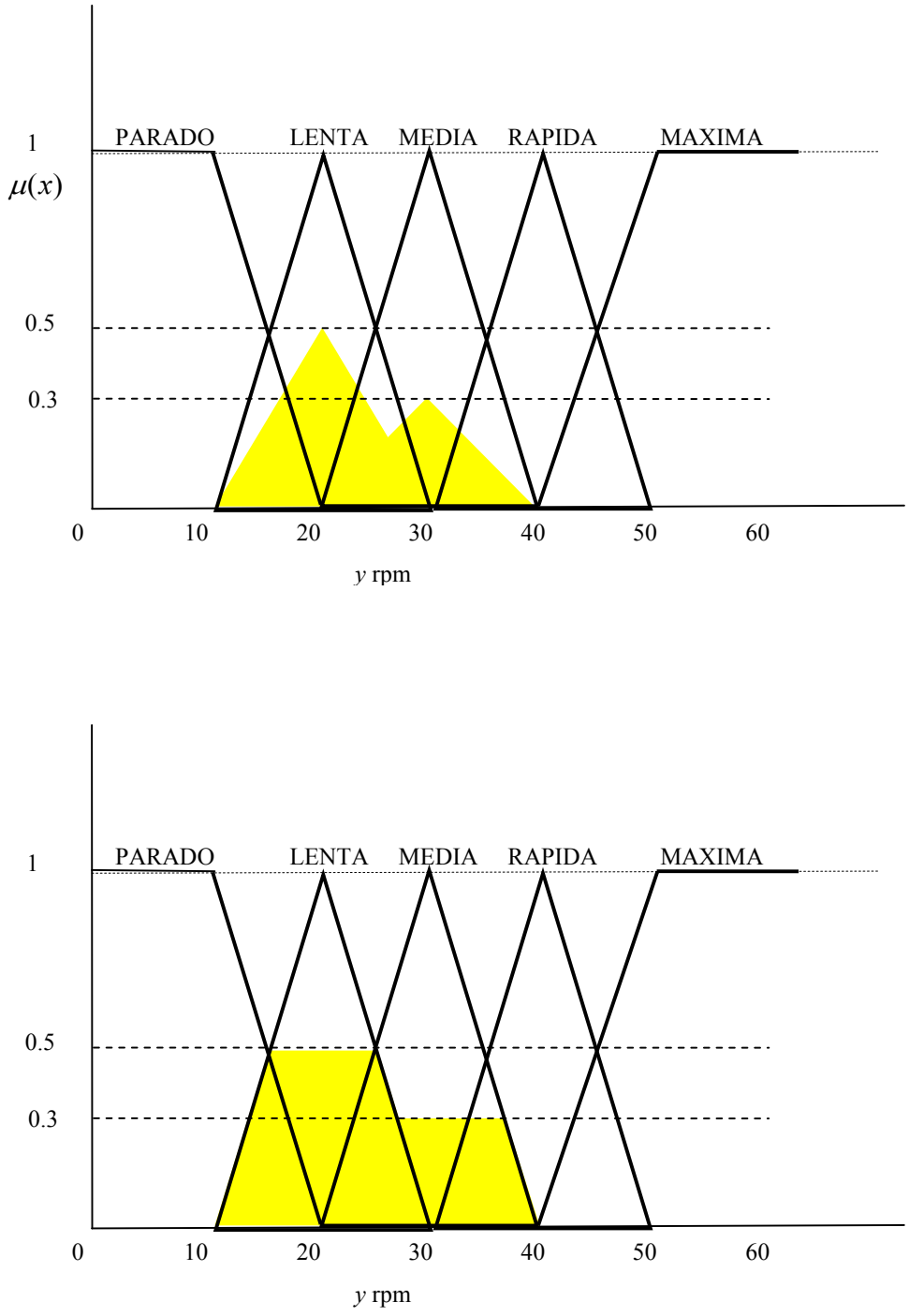


Figura 7. Conclusión difusa utilizando el producto aritmético (arriba) y el min (abajo).

Una vez obtenida la función de membresía global, se calcula el valor exacto de la salida como el centroide (centro de gravedad) de esa función (Fig. 2.11), mediante la expresión general:

$$y = \frac{\int y\mu(y)dy}{\int \mu(y)dy} \quad (1)$$

En el caso de trabajar con valores de salida discretos, las integrales se podrían sustituir por sumatorias en el rango de los *n* valores posibles para la salida:

$$y = \frac{\sum_{k=1}^{n} y_k \mu(y_k)}{\sum_{k=1}^{n} \mu(y_k)} \quad (2)$$

En el ejemplo del ventilador, si consideramos una función de membresía como la de la Fig. 7b, el valor de centroide calculado es:

$$y = \frac{\int_{10}^{40} y\mu(y)dy}{\int_{10}^{40} \mu(y)dy} = \frac{253.3}{11.1} = 22.8rpm \quad (3)$$

Existe otra forma de obtener este valor, ya que puede demostrarse que la expresión es equivalente a otra en la que el numerador se exprese como la suma de los productos del centroide de cada subconjunto, que al tener funciones de membresía simétricas coinciden con su centro geométrico, multiplicando por el área encerrada por la función, y el denominador, como la suma de las áreas de ambos conjuntos:

$$y = \frac{Centroide_{LENTA} * Subarea_{LENTA}(y) + Centroide_{MEDIA} * Subarea_{MEIA}(y)}{Subarea_{LENTA} + Subarea_{MEDIA}} \quad (4)$$

$$y = \frac{20 * 8 + 30 * 3.1}{8 + 3.1} = \frac{253.3}{11.1} = 22.8rpm \quad (5)$$

2.4.2 Método del semifallo.

Este método consiste en calcular un promedio de los centroides de las funciones de membresía de los conjuntos de salida activados. Al ser funciones simétricas, los centroides coinciden con el punto medio. Para la ponderación se utilizan los pesos de las reglas activadas, o grados de pertenencia de salida a los subconjuntos correspondientes.

$$y = \frac{Centroide_{LENTA} * \mu_{LENTA}(y) + Centroide_{MEIA} * \mu_{MEDIA}(y)}{\mu_{LENTA}(y) + \mu_{MEDIA}(y)} \quad (6)$$

$$y = \frac{20 * 0.5 + 30 * 0.17}{0.5 + 0.17} = 22.5rpm \quad (7)$$

2.4.3 Método de la media ponderada

Este método se trata de un sencillo cálculo del promedio entre los valores de salida que se obtendrían para cada uno de los conjuntos borrosos multiplicados (ponderados) por el peso de la correspondiente regla o grado de pertenencia al subconjunto.

$$y = \frac{y_{LENTA} * \mu_{LENTA}(y_{LENTA}) + y_{MEDIA} * \mu_{MEDIA}(y_{MEDIA})}{\mu_{LENTA}(y_{LENTA}) + \mu_{MEDIA}(y_{MEDIA})} \quad (8)$$

$$y = \frac{26 * 0.5 + 21.3 * 0.17}{0.5 + 0.17} = 24.8rpm \quad (9)$$

2.4.4 Método del semifallo.

Este método consiste en calcular un promedio de los centroides de las funciones de membresía de los conjuntos de salida activados. Al ser funciones simétricas, los centroides coinciden con el punto medio. Para la ponderación se utilizan los pesos de las reglas activadas, o grados de pertenencia de salida a los

subconjuntos correspondientes.

$$y = \frac{Centroide_{LENTA} * \mu_{LENTA}(y) + Centroide_{MEIA} * \mu_{MEDIA}(y)}{\mu_{LENTA}(y) + \mu_{MEDIA}(y)} \quad (10)$$

$$y = \frac{20 * 0.5 + 30 * 0.17}{0.5 + 0.17} = 22.5rpm \quad (11)$$

2.4.5 Método de la media ponderada

Este método se trata de un sencillo cálculo del promedio entre los valores de salida que se obtendrían para cada uno de los conjuntos borrosos multiplicados (ponderados) por el peso de la correspondiente regla o grado de pertenencia al subconjunto.

$$y = \frac{y_{LENTA} * \mu_{LENTA}(y_{LENTA}) + y_{MEDIA} * \mu_{MEDIA}(y_{MEDIA})}{\mu_{LENTA}(y_{LENTA}) + \mu_{MEDIA}(y_{MEDIA})} \quad (12)$$

$$y = \frac{26 * 0.5 + 21.3 * 0.17}{0.5 + 0.17} = 24.8rpm \quad (13)$$

3. Clasificación difusa en visión por computadora

La aplicación de la lógica difusa para en clasificación de patrones o características ha sido utilizado extensivamente con buenos resultados [referencia], un sistema difuso de clasificación tiene una estructura semejante a la de el controlador mencionada en el apartado anterior con la diferencia de que las reglas lingüísticas que condensan el conocimiento no mapean a conjuntos difusos que refieren a acciones de control sino a clases, es decir cada conjunto difuso expresa una determinada etiqueta que indica el tipo de clase a la cual el valor de entrada corresponde. La figura 8 muestra la estructura de un clasificador difuso.

Particularmente interesante en visión resulta el hecho de contar con solo dos clases (en casos como segmentación, aislamiento y tracking), lo que seria tener dos conjuntos difusos de salida para después utilizar cualquier método de defusificacion y aplicar al resultado un umbral. La figura 9 muestra un clasificador difuso aplicado a la visión.

Como muestra la figura 9, el clasificador difuso que condensa el conocimiento del experto humano a través de reglas lingüísticas procesa directamente los píxeles o regiones de la imagen generando como salida una

imagen que en escala de grises representaría los valores de salida defusificados a la cual finalmente se le aplica una función umbral.

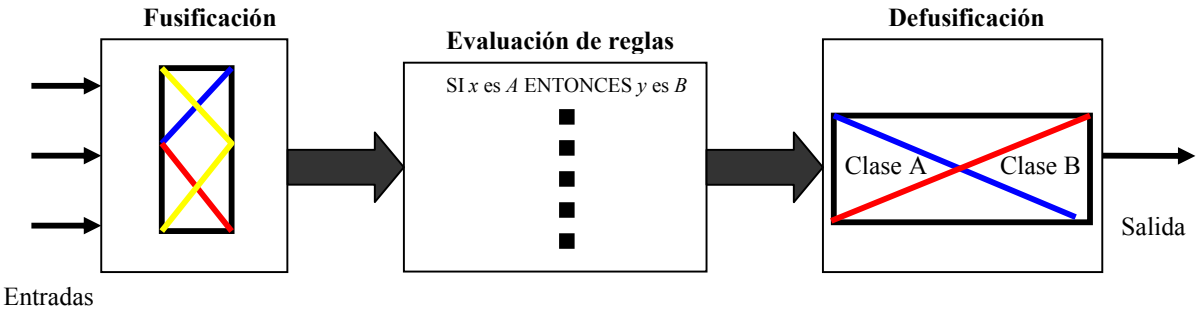


Figura 8. Conclusión difusa utilizando el producto aritmético (arriba) y el min (abajo).

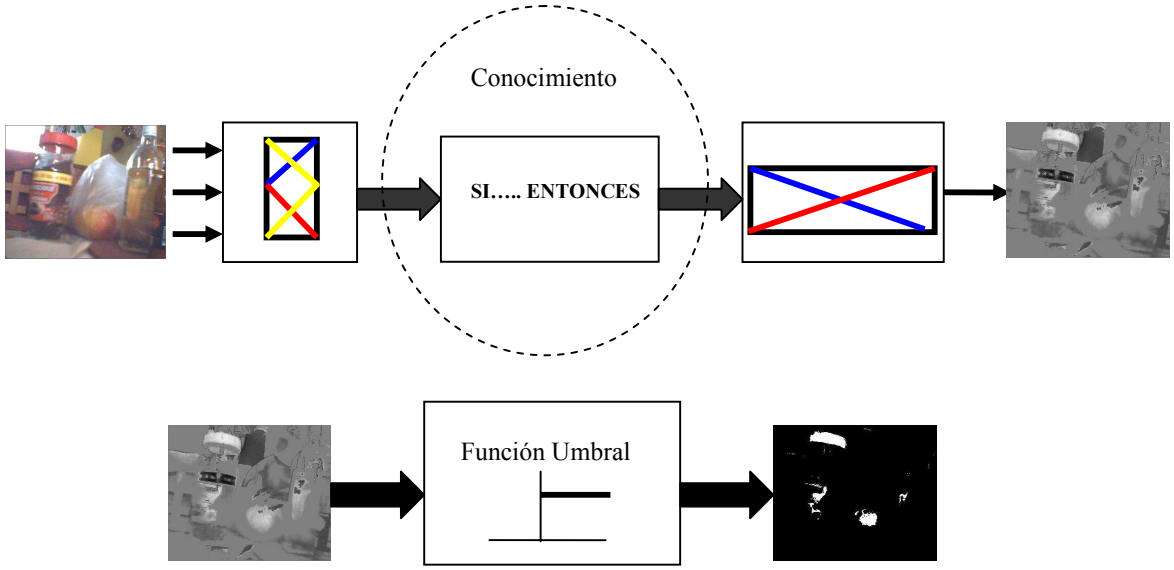


Figura 9. Clasificación difusa aplicada a la visión.

4. Segmentación del color utilizando un clasificador difuso

Para ejemplificar la utilización de los clasificadores difusos en la visión y la manera que estos pueden condensar conclusiones humanas a partir de reglas lingüísticas realizaremos primeramente la segmentación de una imagen del color rojo de una imagen. La figura 10 muestra la imagen y el color que se intenta segmentar.



Figura 10. La imagen y el color que se intenta segmentar.

Considerando la imagen RGB representada en la figura 10 tendríamos que analizar solamente para el píxel de interés el valor en los diferentes planos que lo componen rojo, verde y azul. A partir de estos valores podríamos generar variables lingüísticas que permitan calificar los diferentes valores. Para el ejemplo aquí mostrado utilizaremos para cada plano tres diferentes conjuntos difusos que representaran lingüísticamente la cantidad de el color contenido de tal manera que si nos referimos al verde el primer conjunto difuso seria no tan verde, el segundo mas o menos verde, mientras que el tercero seria muy verde. Las figuras 11, 12 y 13 muestran las funciones de membresía para cada uno de los diferentes planos.

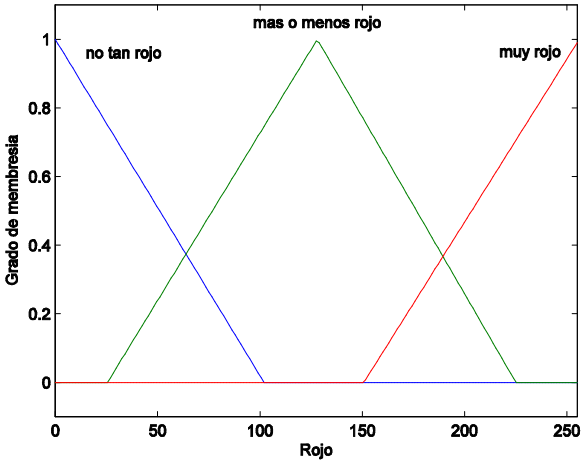


Figura 11. Funciones de membresía para el plano rojo.

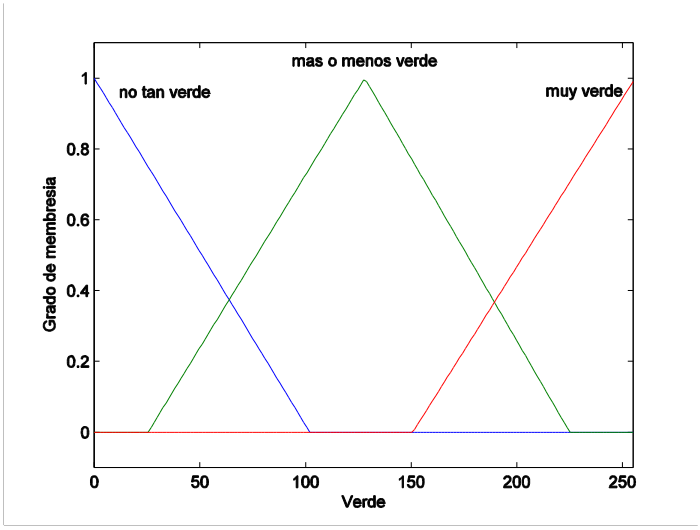


Figura 12. Funciones de membresía para el plano verde.

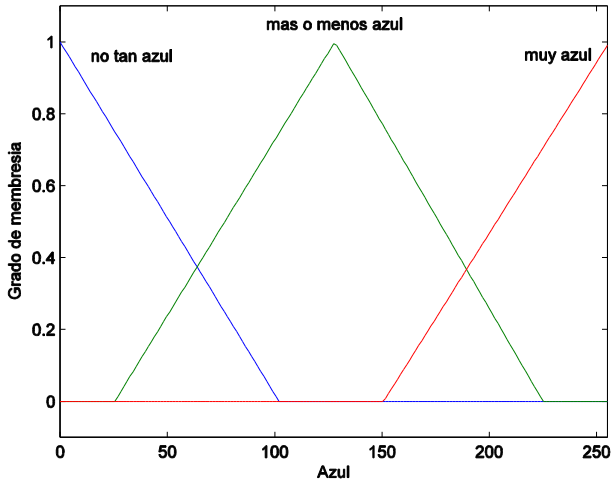


Figura 13. Funciones de membresía para el plano azul.

Para la clasificación tendremos 2 conjuntos difusos que representan el ser rojo o no. La figura 14 muestra estas funciones de membresía.

Ahora observando los valores en los diferentes planos RGB de los píxeles de interés podemos observar tal y como lo muestra la figura 15 que estaría definido por la siguiente tupla rojo=235, verde=115 y azul=116. Realizando una clasificación "aproximada" dé estos valores (tal como una persona lo haría) en las distintas funciones de membresía considerando su variación de 0 a 255, correspondería el píxel a muy rojo (235), mas o menos verde (115) y mas o menos azul, de tal forma que la regla lingüística que permite la clasificación de este píxel y por consiguiente la segmentación del mismo seria:

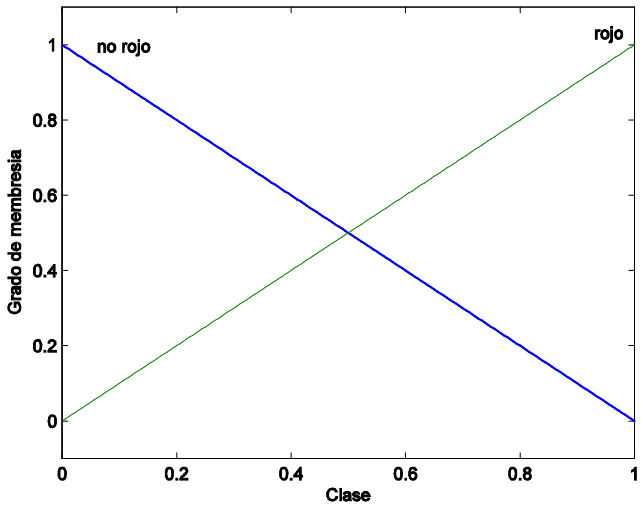


Figura 14. Funciones de membresía para la clasificación del color.

IF (r es muy rojo) **AND** (v es medio verde) **AND** (a es medio azul) **THEN** c es rojo

Mientras que las demás combinaciones clasificaran al píxel como no rojo, mas sin embargo es posible mediante observación (tal como lo realizaría una persona) encontrar un número menor de reglas que tengan un resultado aceptable en la segmentación del color, en este caso estas reglas serian.



Figura 15. Valores aproximados del píxel a segmentar.

IF (r es no tan rojo) **AND** (v es medio verde) **AND** (a es medio verde) **THEN** (c es no rojo).

IF (r es no tan rojo) **AND** (v is es no tan verde) **AND** (es medio azul) **THEN** (c es no rojo).

IF (r es no tan rojo) **AND** (v es no tan verde) **AND** (a es no tan azul) **THEN** (c es no rojo).

IF (r es muy rojo) **AND** (v es muy verde) **AND** (a es medio azul) **THEN** (c es no rojo).

De esta manera tenemos en total 5 reglas lingüísticas que reflejan la experiencia humana de clasificación del color rojo, una vez obtenidas las reglas y aplicadas a la imagen obtenemos como resultado de aplicar el clasificador una nueva imagen en escala de grises en donde cada píxel tiene un valor entre 0 y 1 producto de la defusificacion del clasificador difuso. La figura 16 muestra el resultado de aplicar el clasificador difuso, como puede verse los píxeles correspondientes al color rojo tienen un valor mas cercano a 1 (mas brillantes) mientras los que no mas cercano a cero (mas obscuros).

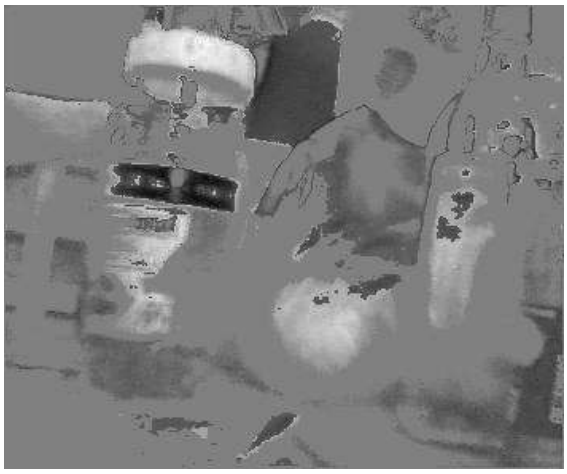


Figura 16. Imagen resultado de aplicar el clasificador difuso.

Después de obtener la imagen representada en la figura 16 y escalarla multiplicando por 255, aplicamos un umbral de 180 obteniendo como resultado el representado en la figura 17.

La imagen muestra como el hecho de realizar una aproximación humana de clasificación a través de la expresión lingüística de reglas permite obtener buenos resultados sin necesidad de realizar complejos algoritmos estadísticos de segmentación. Como comparación se muestra la figura 18 que muestra la segmentación utilizando un algoritmo de segmentación de color clásico, como puede verse el clasificador difuso muestra mas tolerancia a cambios debidos a iluminaciones no homogéneas contenidos en la imagen.

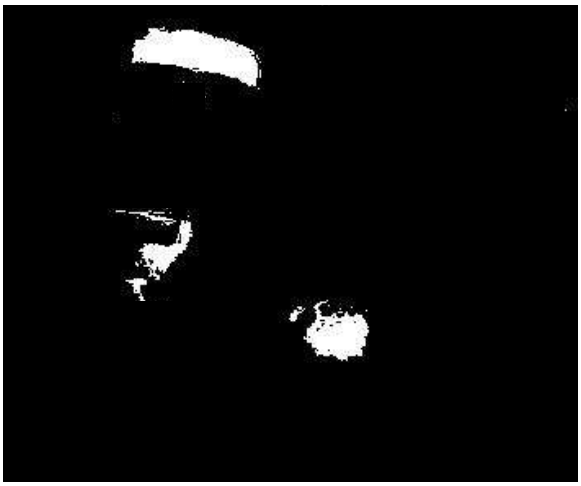


Figura 17. Imagen segmentada por el clasificador difuso.

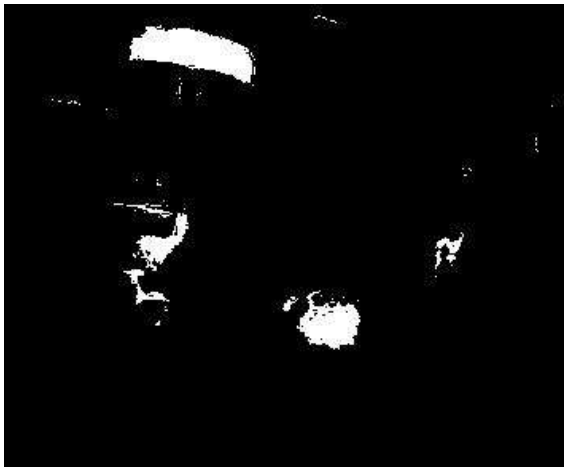


Figura 18. Segmentación utilizando un algoritmo de segmentación de color clásico

El segundo ejemplo tratado en este articulo es la segmentación de una parte de la imagen de un paisaje, utilizando para ello reglas lingüísticas extraídas a partir de la similitud de color que posee el píxel con respecto a un modelo de color de referencia y su posición relativa de el en la imagen.

En la navegación automática que realizan principalmente los automóviles resulta particularmente importante realizar una segmentación que divida adecuadamente paisaje y camino, con la posibilidad de concentrar el algoritmo de control en la trayectoria del camino. La mayor parte de los algoritmos existentes para esta labor consideran como característica de discriminación la similitud de color, y las imperfecciones obtenidas en este proceso son tratadas mediante algoritmos de morfología. Más sin embargo con frecuencia la estructura morfológica de erosión utilizada para este fin degrada partes de la imagen que pudieran complicar el trazo de la trayectoria del camino. Si se considera la imagen de un paisaje normal este puede ser dividido en diferentes partes, todas ellas teniendo en común una misma posición en la imagen, es decir el cielo o el follaje siempre se encontrara en la parte de arriba mientras que el camino u obstáculos en la parte de abajo, tal y como lo muestra la Figura 19.



Figura 19. División de la imagen en regiones de interés.

En este artículo se propone resolver este problema de segmentación mediante la utilización de reglas difusas que combinan la similitud del color del píxel y la posición relativa de este en la imagen.

Para la determinación de la similitud de color de un píxel existen diferentes formas, sin embargo la más sencilla consiste en encontrar la distancia del píxel en cuestión y uno considerado como referencia que representaría el color a segmentar. Para hacer esto lo único que hay que hacer es determinar el valor del píxel promedio de una legión representativa del color que se desea segmentar. De esta manera obtenemos la caracterización del color mediante la representación de un píxel de referencia. La visualización de este proceso puede verse en la Figura 20.

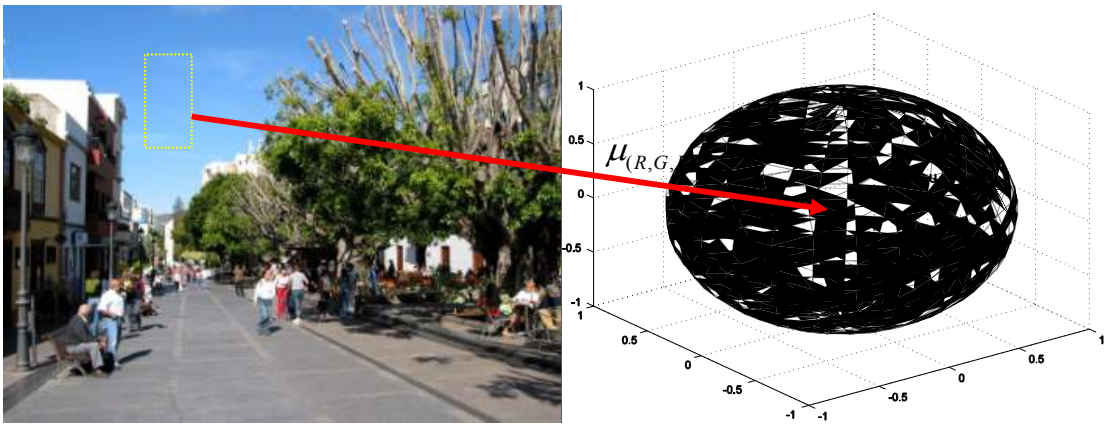


Figura 20. Visualización de la obtención del píxel promedio.

Una vez obtenido el píxel promedio se utiliza este para determinar la similitud de color, al considerar la distancia euclidiana de un píxel a el, la idea es que píxeles cercanos a el representaran mas fielmente ese patrón, mientras los alejados no. De esta manera considerando el píxel en cuestión como $PC = PC_R, PC_v, PC_A$ y el promedio establecido como referencia $\mu = \mu_R, \mu_V, \mu_A$, se tiene que el criterio de similitud estaría representado por:

$$d = \sqrt{(PC_R - \mu_R)^2 + (PC_V - \mu_V)^2 + (PC_A - \mu_A)^2} \quad \textbf{(10)}$$

La otra característica importante utilizada en este artículo fue la posición del píxel en la imagen, de tal forma que píxeles que representen el cielo o follaje estarán ubicados en la parte de arriba de la imagen, mientras que camino y obstáculos en la parte de abajo. De esta forma y considerando solo posiciones de arriba o abajo se considera solamente el valor en *y* de la imagen (que en este caso será de 600 al ser la imagen 600 x 800).

La idea será segmentar el cielo de la imagen utilizando reglas difusas extraídas a partir de estas 2 características. Considerando esto se tiene que según la sección 2, tendremos un sistema difuso de 2 entradas y una salida. Cada entrada será caracterizada por 3 conjuntos difusos y la salida por 3 conjuntos difusos. Las figura 21 muestra las funciones de membresía, utilizadas en la segmentación.

Si se consideran esas funciones de membresía puede establecerse el siguiente conjunto de 9 reglas que representarían la idea natural de clasificación del píxel

1. **If** (*d* is pequeña) and (*y* is alta) **then** (salida is objeto)
2. **If** (*d* is pequeña) and (*y* is media) **then** (salida t is objeto)
3. **If** (*d* is pequeña) and (*y* is baja) **then** (salida is no objeto)
4. **If** (*d* is media) and (*y* is alta) **then** (salida is objeto)
5. **If** (*d* is media) and (*y* is media) **then** (salida is probable objeto)
6. **If** (*d* is media) and (*y* is baja) **then** (salida is no objeto)
7. **If** (*d* is grande) and (*y* is baja) **then** (salida is no objeto)
8. **If** (*d* is grande) and (*y* is media) **then** (salida is no objeto)
9. **If** (*d* is grande) and (*y* is alta) **then** (salida is probable objeto)

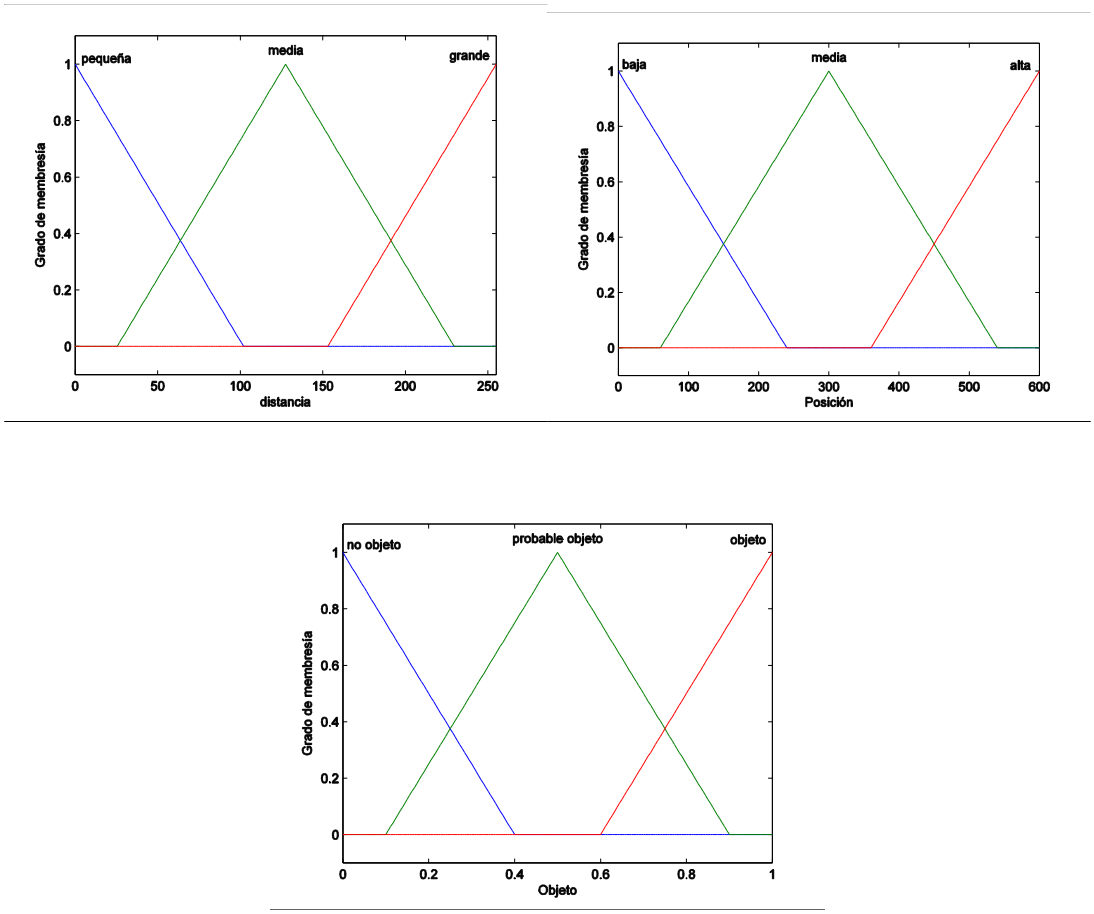


Figura 21. Funciones de membresía para la segmentación del cielo en la imagen.

Al aplicar el sistema difuso a la imagen en cuestión se obtuvo como resultado la figura 22. Como puede verse se pudo segmentar lugares complicados, tales como la parte de la derecha que es una combinación de cielo y follaje, así como la parte central donde el cielo se combina con algunas partes del paisaje como casas y un arbol. Además es de notar que la parte de abajo fue totalmente eliminada y sin necesidad de aplicar algún algoritmo posterior de morfología.

El sistema de segmentación podría mejorar si en vez de considerar como patrón de referencia la media del píxel también su varianza, utilizando como métrica la distancia de Mahalanobis.

5. Conclusiones

En este artículo se presento la utilización de técnicas difusas aplicadas a la visión por computadora específicamente para la segmentación de color en paisajes que podría ser aplicado en navegación automática.

Los resultados de aplicar esta técnica permitieron generar algoritmos de una manera más rápida y natural que los algoritmos clásicos mostrando imágenes segmentadas de una calidad superior a ellos. Además mediante la utilización de la lógica difusa en el proceso de segmentación permite ahorrar el algoritmo de post-procesamiento de erosión morfológica, lo cual no nada mas significa coste computacional, sino mejora en los resultados al no tener el problema de la degradación de partes de la imagen que no forman parte del objeto a segmentar como resultaría el camino y obstáculos en la navegación automática



Figura 22. Resultado de la segmentación utilizando el sistema difuso.

Referencias

1. Nauck D., Klawonn F., Kruse R., Foundations of neuro-fuzzy systems, Wiley, UK, 1997.
2. Referencias Nauck D., Kruse R., A Neural Fuzzy Controller Learning by Fuzzy Error Propagation. Proc. NAFIPS92, Puerto Vallarta, México, Diciembre de 1992.
3. Referencias Hilera José, Martínez Víctor., Redes Neuronales Artificiales: Fundamentos, modelos y aplicaciones, Addison-Wesley, USA 1995.
4. Cuevas Erik, Zaldivar Daniel, Rojas Raul, Fuzzy segmentation in image processing, International Congress on Electrical Engineering 2004.
5. Hilera J. y Martinez V., Redes Neuronales Artificiales, Fundamentos, modelos y aplicaciones. Adison-Wesley