

Una visión de la teoría difusa y los sistemas difusos enfocados al control difuso

A view of fuzzy theory and fuzzy systems focused on fuzzy control

Autor: **Jhonatan Mateo Angulo Henao**

IS&C, Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, Colombia

Correo-e: **Jhonatan.angulo@utp.edu.co**

Resumen— Se pretende difundir los conocimientos básicos sobre la lógica denominada por algunos con los nombres de lógica borrosa, difusa o nebulosa. En este artículo se prefiere Inantener su nombre original en inglés. También es el propósito del presente artículo difundir las aplicaciones que con esta tecnología se vienen realizando en distintas partes del mundo y las líneas de investigación que pueden ser exploradas

Palabras clave— lógica difusa, redes, multicapa, red neuronal, software, computación, investigación, IA.

Abstract— It is intended to spread the basic knowledge about the logic called by some with the names of fuzzy logic, diffuse or hazy. In this article we prefer Inantener its original name in English. It is also the purpose of this article to disseminate the applications that have been carried out with this technology in different parts of the world and the lines of research that can be explored.

1. Definición

La lógica Booleana es conocida como la más precisa de todas las ciencias y disciplinas teóricas. La mayoría de las ciencias modernas y matemáticas se basan en sus principios. A pesar de las ventajas de su exactitud, la lógica Booleana tiene la desventaja de no poder reproducir los patrones del pensamiento humano.

Es así, como a mediados de los años sesenta, el profesor Lotfi Zadeh de la universidad de California en Berkeley, pretendiendo suplir esta deficiencia de la lógica tradicional, crea la que hoy se denomina como lógica Entrenando el Perceptrón

2. TIPOS DE INCERTEZA

Esta sección presenta los principios de la lógica fuzzy y es básica para entender el mecanismo por el cual trabaja el sistema de lógica fuzzy.

Muchas disciplinas matemáticas tratan con la descripción de incerteza, tales como la teoría de la probabilidad, la teoría de la información y la teoría del conjunto fuzzy. Es más conveniente clasificarlos por el tipo de incerteza que tratan. A continuación vamos a considerar sólo dos tipos de incerteza: Estocástica y Léxica.

2.1 Incerteza Estocástica

La incerteza estocástica trata con la incerteza hacia la ocurrencia de un cierto evento. El siguiente es un ejemplo de este caso:

La probabilidad de dar en el blanco es 0.8

El evento en sí mismo, dar en el blanco, está bien definido. La incerteza surge como consecuencia de que sí el blanco será o no alcanzado. Esta incerteza es cuantificado por un grado de probabilidad. En el caso que se analiza, la probabilidad es de 0.8. Combinación de oraciones similares podrían ser procesadas usando métodos estocásticos, tales como el cálculo de Bayes para probabilidad condicional. [VON ALTRROCK, 1995]

2.2 Incerteza Léxica o Imprecisión

Un tipo diferente de incerteza es aquel basado en el lenguaje de comunicación de los humanos, también denominado incerteza léxica o imprecisión. Este tipo de incerteza trata con la imprecisión que es propio en la mayoría de palabras humanas usadas para evaluar conceptos y derivar conclusiones.

Aunque la mayoría de conceptos no son definidos con precisión, los humanos pueden usarlos para evaluar situaciones muy complejas. Usando abstracción y pensando en analogías, unas pocas oraciones describirán contextos complejos que sería muy duro de modelar con precisión

matemática. Como ejemplo, consideremos la siguiente oración:

3. LÓGICA FUZZY VS. TEORÍA DE PROBABILIDAD

Algunos expertos en teoría de probabilidades han negado la utilidad de la lógica fuzzy. Ellos afirman que todas las clases de incerteza pueden ser expresadas con la teoría de probabilidad. Sin embargo, se puede demostrar que esto no es así, luego de analizar la siguiente afirmación:

Los pacientes con hepatitis muestran en el 60 % de los casos fiebre alta, en el 45 % de los casos piel amarilla, y en el 30% de todos los casos nauseas.

Si usted encuentra tal afirmación y desea implementarlo en un sistema, parecería muy fácil a primera vista. Si se tiene un paciente quien sufre de fiebre muy alta y nausea, pero su coloración es normal, se puede computar la probabilidad para una infección de hepatitis a través del cálculo de Bayes.

Aunque esto parece muy sencillo, el problema para la disciplina de la teoría de probabilidades se inicia cuando se debe definir que es una fiebre alta, ya que esta es una afirmación subjetiva o de incerteza léxica, debido a que no existe un umbral de decisión para considerar si una fiebre es o no alta.

La incerteza estocástica trata con la incerteza de si cierto evento ocurrirá y la teoría de probabilidad la puede modelar. Pero, la incerteza léxica trata con la incerteza de la definición del evento. En este caso, la teoría de probabilidad no puede ser usada para modelarla porque la combinación de categorías subjetivas en los procesos de decisiones humanas no sigue sus axiomas.

Para implementar la incerteza léxica o Imprecisión muy propia del lenguaje humano en soluciones de ingeniería, ha sido desarrollado la lógica fuzzy como un modelo matemático, de modo que permita la representación de decisiones humanas y evaluación de procesos en formas algorítmicas. [VON ALTRROCK, 1995]

4. MODELANDO LA INCERTEZA LÉXICA O IMPRECISIÓN

En la teoría de conjuntos tradicional, se podría definir un conjunto con la denominación de alto para identificar a cada hombre como miembro o no del conjunto. La figura 1(a) es un ejemplo del conjunto de alto, donde una función definiría como alto a todos aquellos hombres con una altura superior a los 1.75 mts., Clasificando a los demás, inclusive a los que están muy cerca de esta altura como hombres no altos.

En cambio, la figura 1(b) es un ejemplo del conjunto fuzzy de alto, donde a cada nivel le corresponde diferentes medidas de altura con diversos grados de pertenencia a ese conjunto, los límites entre los niveles no están claramente definidos, es decir, se diría que son borrosos o difusos o según su equivalencia en inglés, se diría que son fuzzy).

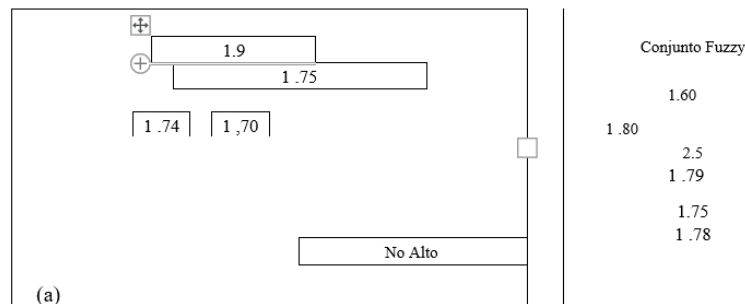


Figura 1. Conjunto Tradicional (a), Conjunto Fuzzy (b)

El grado de pertenencia al conjunto de alto (A) es representado por la función $1-1A(x)$, donde x es la variable altura en el universo de X ($x \in X$). El rango de g es cualquier valor entre 0 a 1, según represente ningún o un total grado de pertinencia al conjunto respectivamente. De esta manera, mientras una altura de 1.50 mts. no tendría ninguna pertenencia al conjunto, una altura de 1.80 mts. tendría una pertenencia completa. Alturas entre estos dos valores extremos son miembros del conjunto en cierto grado. La tabla I representa diversos grados de pertinencia al conjunto de alto.

Tabla I — Grados de Pertenencia al conjunto fuzzy de alto.

$A(1.30 \text{ mts.}) = 0$	$A(1.61 \text{ mts.}) = 0.1$	$A(1.78 \text{ mts.}) = 0.9$
$A(1.40 \text{ mts.}) = 0$	$A(1.64 \text{ mts.}) = 0.35$	$A(1.81 \text{ mts.}) = 1$
$A(1.50 \text{ mts.}) = 0$	$A(1.75 \text{ mts.}) = 0.65$	

5. Definiciones

Para entender un sistema fuzzy se necesita aclarar los términos siguientes: [MARSH STEVE et al., 1992], [BARRETO J.M, 1997]

Función de Pertenencia — Define a un conjunto fuzzy mapeando entradas abruptas de su dominio hasta su Grado de Pertenencia. En la Figura 2(b) tenemos las funciones de pertenencia: Bajo, Mediano, Alto, Muy Alto.

Grado de Pertenencia — grado al cual una entrada abrupta es compatible con una función de pertenencia, el cual puede tomar valores dentro de un valor predeterminado entre 0 y 1. En la figura 2(a) la entrada abrupta de 1.75 mts. tiene un grado de pertenencia con la función alto igual a 0.65.

Etiqueta — Nombre descriptivo usado para identificar una función de pertenencia. En la figura 2(b) tenemos los nombres: Bajo, Mediano. Alto. Muy Alto.

Entradas Abruptas (Crisp inputs) — Diferentes valores discretos de la variable del sistema, en la figura 2(b) se puede ver por ejemplo: 1.60, 1.75, 1.80. 2.5.

Rango/Dominio — Intervalo sobre la cual una función de pertenencia es mapeada. En la figura 2(b). el dominio de la función de pertenencia Alto es de 1.60 a 1.9 mts. y su rango es de 0.3 mts.

Universo de Discurso — Rango de todos los valores posibles de la variable del sistema. en la figura 2(b) es de 0 a 2.5.

5.2 Etapas de un Sistema Fuzzy

Un sistema fuzzy consta de tres etapas:

- Fuzzy.fication
- Reglas de Evaluación
- Defuzzification

5.1 Fuzzyfication

Esta etapa calcula el grado de pertenencia que podría tener una entrada abrupta a una o a varias funciones de pertenencia de una variable, el resultado se denomina entrada fuzzy. El procedimiento puede representarse como en la figura 3.

6. REDES NEURONALES Y LÓGICA FUZZY

Debido a su constitución y a sus fundamentos. las redes neuronales artificiales presentan un gran número de características semejantes a las del cerebro. Por ejemplo. son capaces de aprender de la experiencia (datos de muestra). de generalizar a partir de casos anteriores a nuevos casos. de abstraer características esenciales a partir de entradas que representen información irrelevante. [HILERA; MARTINEZ. 1995]

Sin embargo, las redes neuronales tienen ciertas desventajas. entre las cuales se pueden citar [VON ALTRROCK, 1995]:

permanecer como una caja negra, de la cual no se puede detectar ni modificar la causa de un determinado comportamiento:

requerir de esfuerzos computacionales prohibitivos para la mayoría de aplicaciones comerciales; requerir de gran experiencia para la selección de un apropiado modelo de red y el establecimiento del algoritmo de aprendizaje (técnicas todavía algo oscuras).

De todas estas desventajas probablemente la de mayor limitación. por permanecer una caja negra. es la de no poder

verificar y optimizar la red a través de un camino fácil y directo.

Por otro lado, en lógica fuzzy, la principal de sus ventajas es que describe al sistema con simples inferencias then, convirtiéndose de esta manera en un sistema muy flexible para cualquier modificación y verificación directa. Sin su principal desventaja es la de no poder aprender automáticamente de datos de muestra. complicándose en sistemas que requieren un gran conjunto de reglas. lo cual demandará un gran esfuerzo.

Tanto las redes neuronales y la lógica fuzzy son técnicas de diseños potentes que tienen fortalezas y debilidades. Por lo tanto, una combinación inteligente de ambas tecnologías trae como consecuencia altos beneficios.

Actualmente. existe una gran cantidad de propuestas de combinación de la capacidad de aprendizaje de las redes neuronales y del procesamiento de información de la lógica Esla combinación suele referirse a aspectos [HILERA; MARTINEZ. 1995]:

la utilización de neuronas fuzzy. cuyo funcionamiento se describe en función de operadores fuzzy (Producto y Suma), en lugar de aritméticos:

la adaptación de algoritmos fuzzy de aprendizaje de redes conocidas, como Perceptrón (con o sin capas ocultas); la simulación con redes neuronales de sistemas expertos dinámicos que integran las opiniones de varios especialistas:

el almacenamiento y evaluación con redes neuronales de las reglas utilizadas en sistemas de control fuzzy; la generación y adaptación de las Funciones de pertenencia a conjuntos fuzzy mediante redes neuronales, etc.

6. I Tecnología Neurofuzzy para Generación de Funciones de Pertenencia y Reglas de Inferencia.

Muchos caminos alternativos de integración de redes neuronales y lógica fuzzy han sido propuestos en la literatura científica. Pero sólo muy pocos han sido exitosamente logrados para aplicaciones industriales.

Para ayudar a generar y optimizar (sobre la base de información de algunos datos de entrenamiento) las Funciones de pertenencia y las Reglas de Inferencia. una de las aproximaciones más comunes es la llamada, fuzzy Associative Mentories (FAMs). Una FAM es una regla de lógica fuzzy con un peso asociado. Un algoritmo mapea la FAM a una Neurona que pertenece a una red neuronal basado en un algoritmo () Back Propagation (este algoritmo ha llegado a ser el estándar para la mayoría de redes neuronales por su gran desempeño).

Hoy en día existen herramientas de software Neurofuzzy que trabajan con lo un asistente inteligente con su diseño sin que el usuario tenga que preocuparse de los detalles de los en las cuales están basados.

Una de las ventajas de los softwares Neurofuzzy frente a una solución sólo con redes neuronales es que el código generado es mucho más eficiente. La computación de un sistema de lógica fuzzy entrenado con sobre un microcontrolador o una PC puede requerir como 0. 1 ms. y 1 KB de memoria. Esto es varios ordenes de magnitud más rápido y compacto que una solución con redes neuronales para la misma aplicación. Por este motivo, una solución Neurofuzzy permitirá más aplicaciones en tiempo real.

7. AVANCES EN LÓGICA FUZZY

La teoría de Lógica fuzzy fue inventada en los Estados Unidos, perfeccionada en Europa, y aplicada comercialmente por los japoneses. La primera publicación en lógica fuzzy se hizo en U.S.A. por Lotfi Zadeh, Profesor en Teoría de Sistemas de la Universidad de California, Berkeley en 1965.

Pero no es que hasta fines de los 70 y principios de los 80 que se comenzó a aplicar, debido a que se habían superado las limitaciones de Hardware de la década de los sesenta que no (pern) gran cantidad de procesamiento de datos. La primera aplicación industrial se realizó en Queen Mary College de Londres, Inglaterra. en 1970; donde Ebrahim Mandan controló un generador de vapor que no se lograba por métodos convencionales.

Hace sólo siete años (1993), las principales corporaciones europeas para no perder esta tecnología en manos de los japoneses empezaron un esfuerzo para promover la lógica fuzzy y sus aplicaciones. Desde entonces. más de 200 productos se han lanzado al mercado, la mayoría convirtiendo a los aparatos electrodomésticos en inteligentes permitiéndoles el ahorro de consumo de energía. Además, de existir una innumerable cantidad de aplicaciones en el área de automatización industrial.

Desde las primeras aplicaciones europeas, las compañías japonesas han empezado a usar lógica fuzzy. Algunas de las primeras aplicaciones fueron hechas para una planta de tratamiento de agua realizada por la empresa Fuji Electric en 1983 y el sistema de control para Tren Subterráneo realizada por Hitachi en 1987 (en donde el comportamiento del controlador fuzzy reportado fue superior al de un control PID en cuanto a la conducción, precisión de la parada, ahorro de energía, tiempo de funcionamiento y robustez). Omron Tateishi Electric Co. Ltd construyo una computadora fuzzy capaz de procesar información fuzzy a una velocidad de 10 mega inferencias lógicasfuzzy por segundo [HABER, 1992]. Las cámaras fotográficas y las de vídeo usan lógica Fuzzy y Mitsubishi anunció el primer automóvil del mundo que usa un

control basado en la lógica fuzzy. En automatización de la fábrica, Omron S.A. tiene más de 350 patentes.

En los Estados Unidos, en marzo de 1989 el centro de Microelectrónica de Carolina del Norte de los deseados Unidos fabricó un chip de lógica borrosa, diseñado por Watanabe que alcanzó una capacidad de 580000 inferencias lógicas por segundo. Actualmente en USA se está buscando un área de aplicación en donde competir. Saben que los japoneses son lideres indiscutibles en aplicaciones sobre Concordes, equipos de Alta Fidelidad, etc. y los europeos, lideres en aplicaciones sobre automatización industrial. Por ese motivo, piensan competir fuertemente con los japoneses en aplicaciones sobre el área de ingeniería automotriz, además de explotar la aplicación de la combinación de Redes Neuronales y Lógica fuzzy para el desarrollo de su tecnología.

VIII. LINEAS DE INVESTIGACIÓN

Entre las áreas temáticas de las cuales se priorizan las investigaciones acerca del control en lógica fuzzy pueden señalarse las siguientes [HABER, 1992]:

Eficiencia y sistematicidad en el proceso de adquisición de los conocimientos de la persona experta hacia la base de conocimientos del control de lógica

Modelado fuzzy de procesos y uso de esos modelos en el diseño de un controlador de lógica

Procedimientos sistemáticos para el diseño de lazos de control borroso y la correspondiente teoría de sistemas dinámicos fuzzy (estabilidad, controlabilidad, etc.).

Diseño de sistemas capaces de aprender. Eventual combinación lógica fuzzy -redes neuronales. Hardware para el control fuzzy tal que se provean soluciones para problemas aún existentes, como es el caso de la velocidad en control de robots.

IX. CONCLUSIONES

El beneficio de la lógica fuzzy es el de permitir describir el comportamiento de un sistema con simples reglas o sentencias de programa iftheyn (si-entonces) que reflejan la experiencia del operador humano sobre el sistema. Sin embargo, un sistema fuzzy no aprende como en el caso de las redes neuronales, es decir, solo responderá a aquellas entradas para cuales las reglas han sido programadas.

Gracias a la fusión de lógica fuzzy con las redes neuronales es posible la generación y optimización automática de las funciones de pertenencia y las reglas de inferencia. La solución de problemas de control con software Neurofuzzy debido a su ventaja comparativa de tiempo de procesamiento

frente a las redes neuronales las hace optimas para aplicaciones complejas en real.

Desde la aparición de la lógica fuzzy. hace más de 30 años, se han escrito y diseñado cientos de aplicaciones. el liderazgo como es comprensible lo poseen los países industrializados. Sin embargo, los softwares de desarrollo y simulación están al alcance de países como el nuestro, lo que nos permitiría aplicar esta tecnología a nuestro propios problemas. Por esta razón. es necesario. formar grupos de discusión y de investigación en las universidades de tal manera de permitir intercambiar conocimientos y experiencias sobre este tema.

X. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

Barreto Jorge Muniz; Inteligencia Artificial No Lineal do Século XXI; pp Edições Florianopolis, 1997.

Haber Haber Rodolfo, Control Borroso, Departamento de Control automático — Facultad de Ingeniería Eléctrica — Instituto Politécnico " Julio Antonio mella" — Santiago de Cuba. 1992.

Hilera González Ramon José, Martínez Hernando Víctor José; Redes Neuronales Artificiales Fundamentos, Modelos y Aplicaciones; Addison-Wesley Iberoamericana, 1995.

Klir George J. and Yuan Bo; Fuzzy Sets and Fuzzy Logic theory and Applications; Prentice Hall, 1995.

Marsh Steve, Wei Huang Yee, Sibigtroth Jim, Paloian Dave, Mazuelos Duberty, Weiss Don, Spielman Jason, Dumas John, Leung Michael, Tomazin Tom and Osborn Steve; Fuzzy Logic Education program, Center for Emerging Computer Technologies, Motorola, Inc, 1992.

Von Altrock Constantin; Fuzzy Logic and Neurofuzzy Applications Explained; Prentice Hall, 1995.