

PERCEPTRÓN Y LÓGICA DIFUSA: Computación Blanda

JUAN CAMILO VARON RODRIGUEZ
OCTUBRE DE 2020



1 CONTENIDO

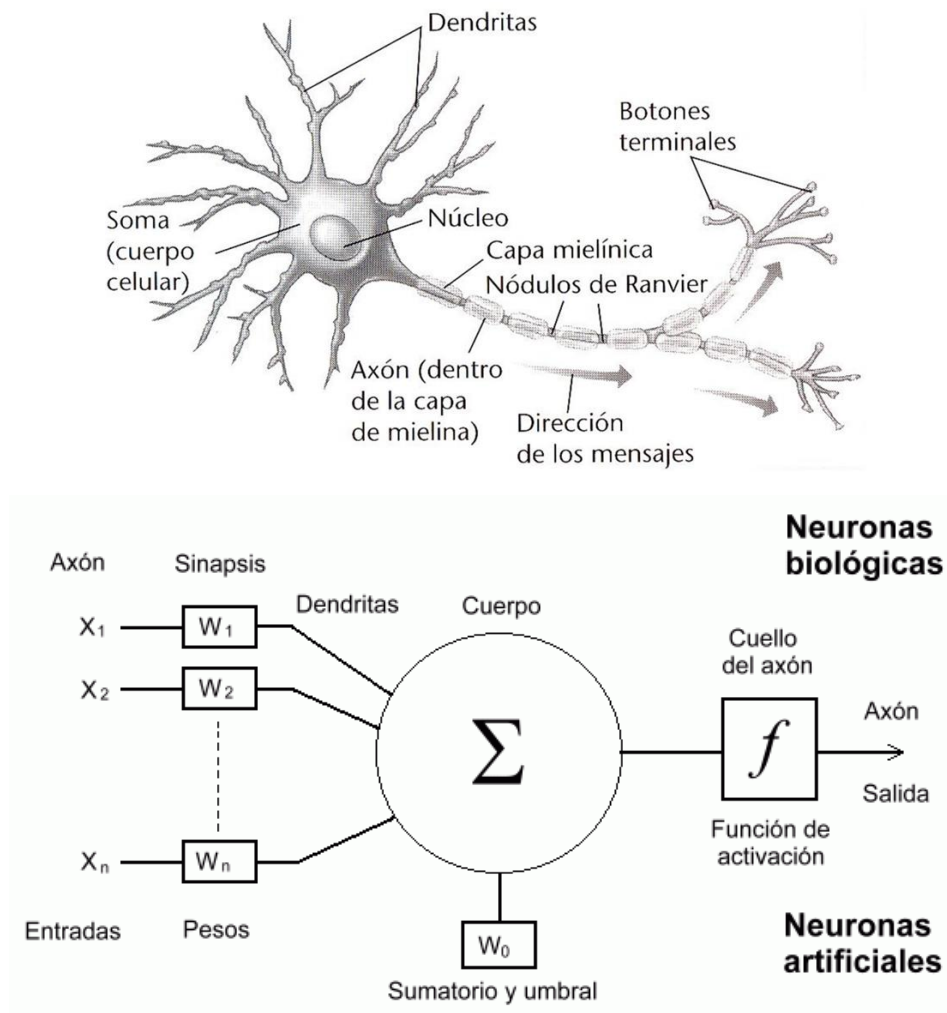
1	CONTENIDO.....	1
2	PRESENTACIÓN.....	2
3	EL PERCEPTRÓN.....	4
4	LÓGICA DIFUSA - INTRODUCCIÓN.....	10
5	CONCLUSIONES	13
6	BIBLIOGRAFÍA.....	14

2 PRESENTACIÓN

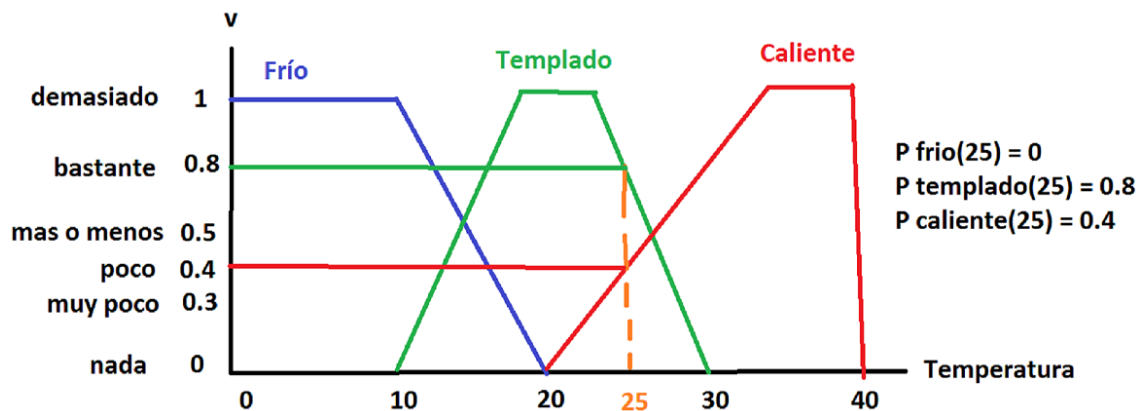
La presente monografía está orientada a la descripción de los elementos básicos de las neuronas artificiales, en particular el perceptrón, y la teoría fundamental de la lógica difusa.

En el documento se analizan los diferentes elementos que componen ambas tecnologías, mostrando las relaciones matemáticas que dan soporte a las funcionalidades tanto del perceptrón como a los factores de incertidumbre que dan sentido a la lógica difusa.

A grandes rasgos, las redes neuronales se basan en los modelos que subyacen a las redes neuronales biológicas. El siguiente diagrama adelante algunos elementos presentes en esta tecnología.



La lógica difusa se basa en la concepción de que la verdad (y la falsedad) no son absolutas. Por este motivo, todos los conceptos que concibe el ser humano tienen cierto grado de certeza, el cual se expresa fácilmente si recurrimos a un esquema como el que se ve a continuación.



En este esquema se afirma que el Frío, la sensación de Templado, y algo que es Caliente, son curvas que varían de acuerdo con la temperatura, según se ve. En el caso particular de tener una temperatura ambiente de 25 grados, dicha temperatura tendrá un valor de verdad respecto de “Caliente” de sólo 0.4. En cambio, los 25 grados representarán, en la curva de “Templado”, un valor de verdad de 0.8. Se aprecia, además, que dichos valores se relacionan, de manera bastante cercana, con frases y/o palabras que utiliza el ser humano para describir situaciones de la vida real.

En las próximas secciones se verán estas tecnologías con un mayor grado de detalle.

AUTOR: Juan Camilo Varon

1110583736

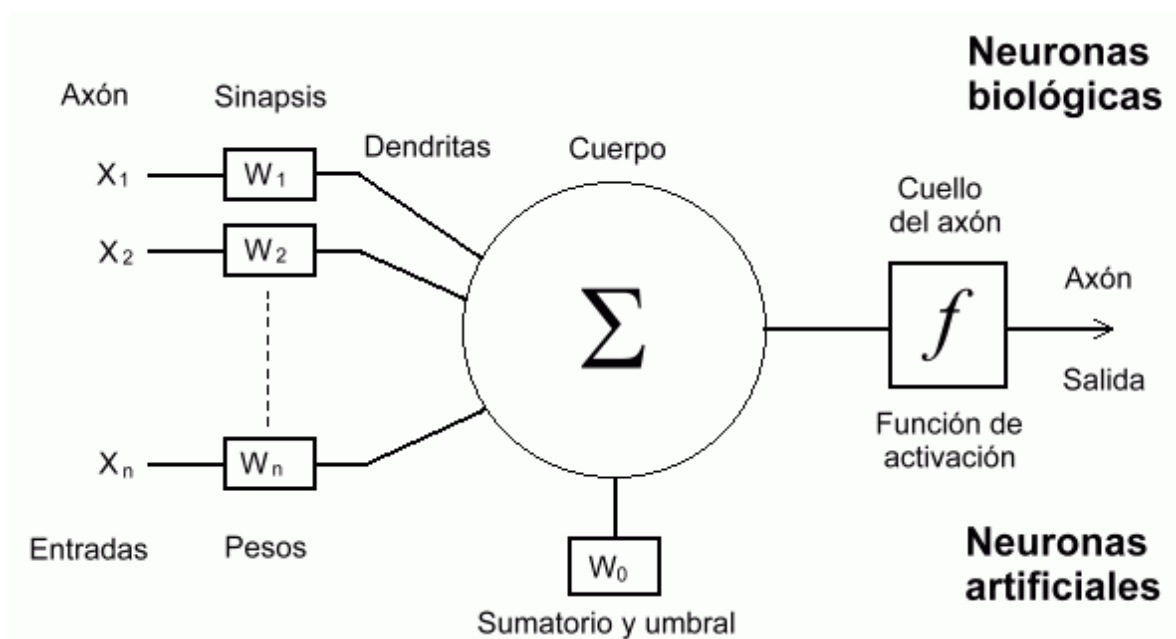
Juan.varon@utp.edu.co

<https://github.com/juan-varon1997/Computacion-Blanda>

3 EL PERCEPTRÓN

La teoría básica del perceptrón se presenta a continuación:

En el campo de las redes neuronales, el perceptrón creado por Frank Rosenblatt se refiere a la neurona artificial o unidad básica de inferencia en forma de discriminador lineal, a partir de lo cual se desarrolla un algoritmo capaz de generar un criterio para seleccionar un subgrupo a partir de un grupo de componentes más grande.



En la imagen anterior se muestra el diagrama de un perceptrón con n señales de entrada, este perceptrón puede usarse en conjunto con otros tipos de perceptrones o de neuronas artificiales para formar una red neuronal artificial de grado más complejo.

En los perceptrones se pueden presentar las compuertas lógicas 'and' y 'or' ya que estas son linealmente separables, por ende, pueden ser aprendidas por el perceptrón, y se pueden estructurar de la siguiente manera.

COMPUERTA AND:

UMBRAL = U = 0.5

X1	X2	W1	W2	$X1*W1+X2*W2 > U$	Salida
0	0	0.3	0.3	$0*0.3 + 0*0.3 = 0.0$ NO	0
0	1	0.3	0.3	$0*0.3 + 1*0.3 = 0.3$ NO	0
1	0	0.3	0.3	$1*0.3 + 0*0.3 = 0.3$ NO	0
1	1	0.3	0.3	$1*0.3 + 1*0.3 = 0.6$ SI	1

Como se ve en la imagen si tenemos un perceptrón con un umbral de 0.5, y pesos asignados para cada entrada de 0.3. Si por las entradas del perceptrón enviamos lo que serían los pares de datos de cada fila de la tabla, la salida del perceptrón va a ser equivalente a la salida que tendría la tabla binaria del and, siendo la última fila de la tabla la que supera el umbral del perceptrón.


COMPUERTA OR:

UMBRAL = U = 0.5

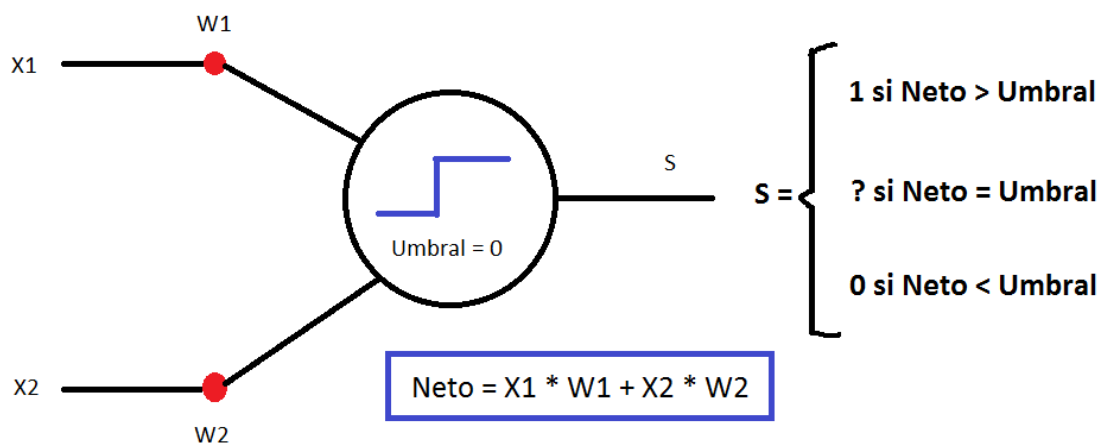
X1	X2	W1	W2	$X1*W1+X2*W2 > U$	Salida
0	0	0.6	0.6	$0*0.6 + 0*0.6 = 0.0$ NO	0
0	1	0.6	0.6	$0*0.6 + 1*0.6 = 0.6$ SI	1
1	0	0.6	0.6	$1*0.6 + 0*0.6 = 0.6$ SI	1
1	1	0.6	0.6	$1*0.6 + 1*0.6 = 0.6$ SI	1

Al igual que se planteó anteriormente si tenemos un umbral de .5 y unos pesos definidos en 0.6, si por las entradas del perceptrón enviamos los datos que conforman la entrada x1, x2 y como resultado de salida tendríamos el equivalente al de la tabla or lógica.

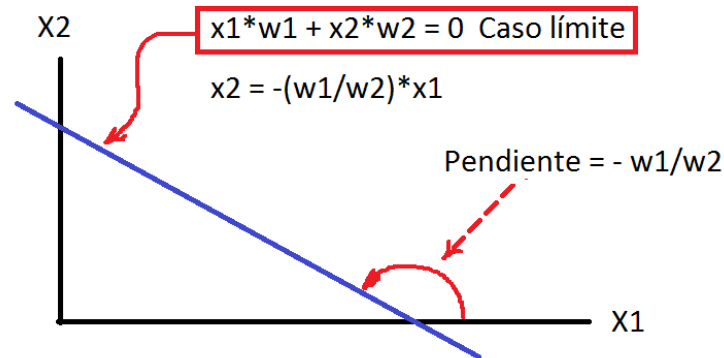
A	B	Q
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1



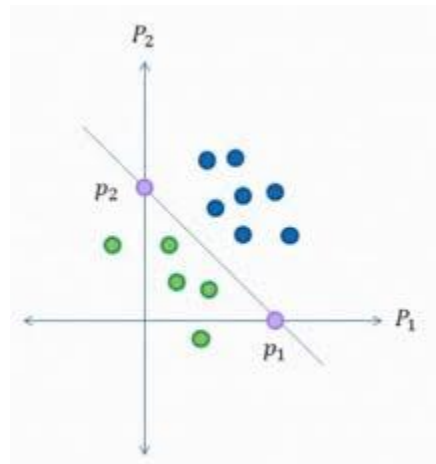
Los perceptrones se basan en el umbral para dar su salida, comparando el resultado neto del sumatorio con el valor del umbral y a partir de ahí poder dar la respuesta correcta según sea el caso, pudiendo retornar valores de 0, 1?, cada una de estas respuestas se puede obtener según el resultado neto comparado con el umbral como se muestra en la siguiente imagen.



Además el perceptrón tiene una frontera de decisión en la que gráficamente se puede visualizar como se van distribuyendo los datos a medida que se va realizando el funcionamiento, esta frontera es llamada “la recta frontera” la cual se puede hallar según lo muestra la siguiente imagen, también se muestra a continuación como hallar el valor de la pendiente de dicha recta.



A continuación, se muestra un ejemplo de cómo se verían distribuidos los datos a cada lado de la recta frontera.



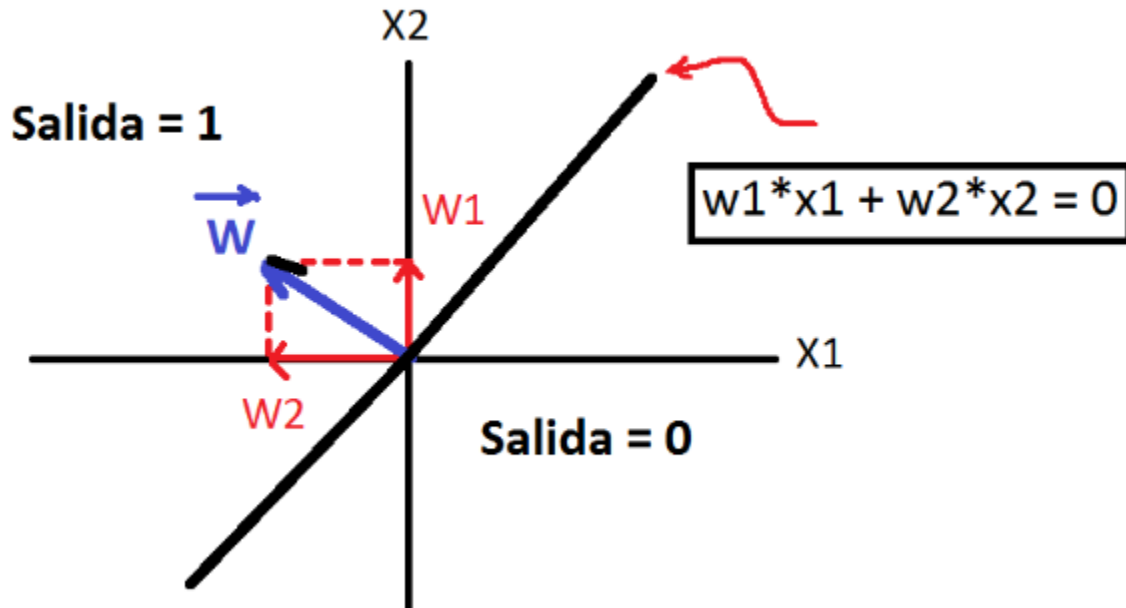
PERPENDICULARIDAD VECTORIAL.

En el resultado gráfico, cada punto está situado perpendicularmente por la recta solución, por lo que el Angulo creado entre la recta del punto y la recta solución debe ser de 90° , esto se explica debido a que el producto. De dos vectores es igual al producto de sus magnitudes por el coseno del ángulo entre ambos vectores.

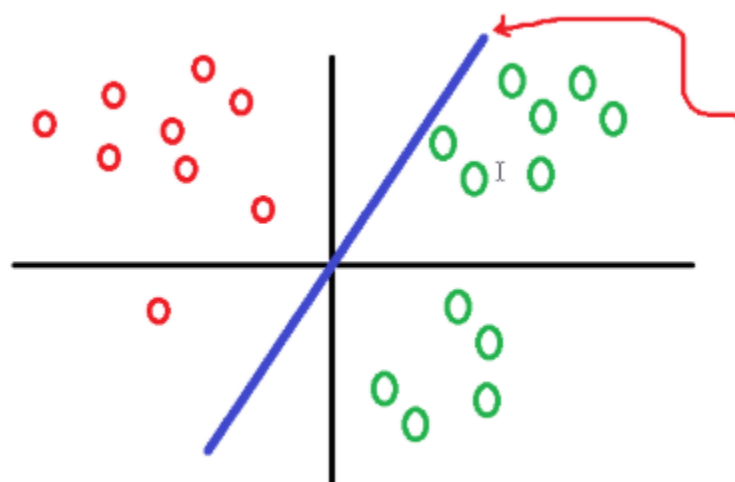
$$|\vec{w}| \cdot |\vec{x}| \cdot \cos(\alpha) = 0$$

Por ende, la recta solución es la cual el producto punto es igual a 0 para todos los puntos de solución. Si el vector w equivalente a la recta desde el punto hasta la recta de solución es perpendicular a todos los puntos de una recta, entonces se puede decir que la recta cumple

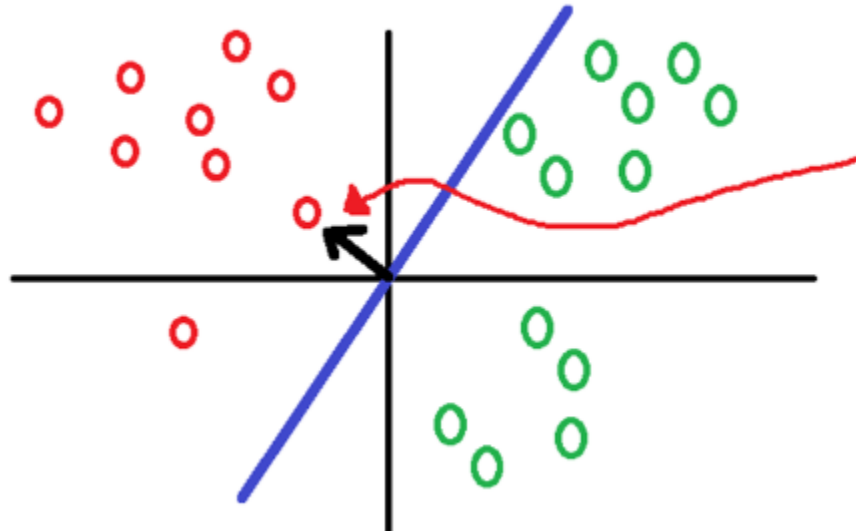
con la restricción de dividir el espacio en dos zonas en una de las cuales la salida es una y la otra es 0.



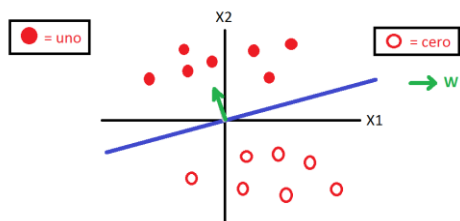
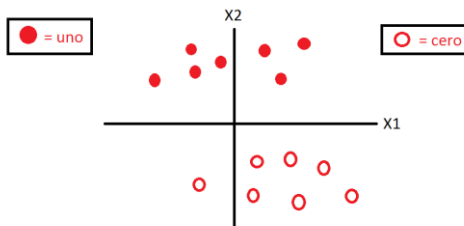
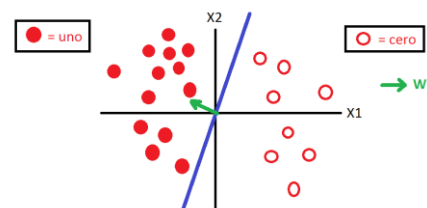
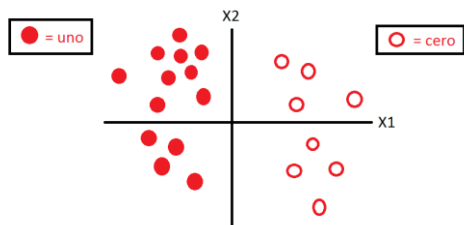
Para poder calcular automáticamente la recta de solución de modo que esta pueda separar el espacio de solución en dos lo que se hace es modificar los pesos de manera iterativa hasta que dichos pesos sean un vector perpendicular a la recta solución. Una vez todos los puntos cumplan con esa condición se puede considerar que la recta es una solución válida. A continuación, se muestra lo que puede ser una posible recta de solución.



A continuación, en color negro se encuentra lo que es el vector w , el cual debe ser encontrado de manera automática por el sistema.



En las siguientes imágenes se muestra un ejemplo en el que el vector w está apuntando hacia las respuestas del perceptrón con valor en 1, siendo el lado izquierdo el resultado y el derecho el resultado con la posible recta solución.



4 LÓGICA DIFUSA - INTRODUCCIÓN

La teoría base de la lógica difusa se presenta a continuación.

El origen de la lógica difusa se remonta a mediados de los años 70 en la universidad de Berkeley (California) por el ingeniero Lotfy A. Zadeh cuando se dio cuenta de lo que el llamo principio de incompatibilidad el cual estaba sustentado por la siguiente base: “Conforme la complejidad de un sistema aumenta, nuestra capacidad para ser precisos y construir instrucciones sobre su comportamiento disminuye hasta el umbral más allá del cual, la precisión y el significado son características excluyentes”.

Para este entonces introdujo el concepto de conjunto difuso (Fuzzy Set), concepto que consistía en la idea de que los elementos sobre los que se construye el pensamiento humano no son números si no etiquetas lingüísticas.

En otras palabras, se podría decir que, si la lógica es la ciencia de los principios formales y normativos del razonamiento, la lógica difusa o borrosa se refiere a los principios formales del razonamiento aproximado, considerando el razonamiento preciso (lógica clásica) como caso límite.

A diferencia de la lógica clásica una de las cosas más llamativas de la lógica difusa es la flexibilidad y la tolerancia a la imprecisión, la capacidad que tiene para modelar problemas no lineales y su base y gran relación con el lenguaje natural.

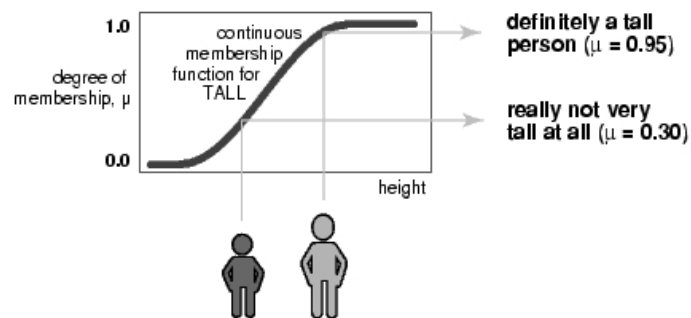
k	IF			THEN	rule weight		
	genre pref. is	year is	keywords pref. is	user rate is	WM	WO-C2	WR-C2
1	medium	medium	v.high	v.high	0.500	0.310	0.300
2	medium	v.high	medium	low	0.500	0.156	0.200
3	low	v.high	v.low	v.low	0.500	1.000	1.000
4	low	v.high	low	v.low	0.500	0.073	0.100
5	medium	v.high	v.high	v.high	0.500	1.000	1.000
6	medium	high	v.high	v.high	0.500	1.000	1.000
7	low	high	medium	low	0.500	0.108	0.100
8	low	v.low	v.high	v.high	0.500	0.450	0.500
9	medium	v.high	high	high	0.500	0.266	0.300
10	low	medium	high	high	0.500	0.050	0.100
11	low	v.high	medium	high	0.500	0.273	0.300
12	medium	low	low	low	0.500	0.056	0.100
system errors				RMSE	learning 0.171 testing 0.188	0.113 0.173	0.141 0.159
				ACC	learning 86.7 testing 100.0	88.9 100.0	88.9 100.0
				YES/NO	learning 97.7 testing 100.0	100.0 100.0	100.0 100.0

Ejemplo de unas reglas fuzzy.

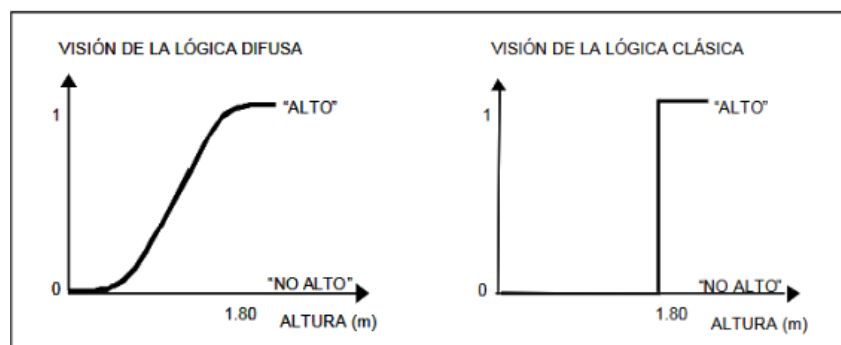
Otro de los grandes factores que hizo que se continuaran con las investigaciones en este campo, fue el creciente interés en las redes neuronales y su similitud con los sistemas fuzzy;

En la década de los noventa, además de las redes neuronales y los sistemas fuzzy, hacen su aparición los algoritmos genéticos. Estas tres técnicas computacionales, que pueden combinarse de múltiples maneras y se pueden considerar complementarias, son herramientas de trabajo muy potentes en el campo de los sistemas de control en la última década. Desde entonces, el gran auge de esta tecnología se ha venido viendo implementado en diferentes sectores de la tecnología, la metalurgia y otras áreas comerciales, volviendo el uso de la tecnología fuzzy como una etiqueta de calidad y prestaciones avanzadas.

El primer ejemplo utilizado por Lofti A. Zadeh, para ilustrar el concepto de conjunto difuso fue el conjunto “Hombres altos” Según la teoría de la lógica clásica el conjunto “hombres altos” es un conjunto al que pertenecerían los hombres con una estatura mayor a un cierto valor, que podemos establecer en 1.80 metros, por ejemplo, y todos los hombres con una altura inferior a este valor quedarían fuera del conjunto. Así tendríamos que un hombre que mide 1.81 metros de estatura pertenecería al conjunto hombre altos, y en cambio un hombre que mida 1.79 metros de altura ya no pertenecería a ese conjunto.



El enfoque de la lógica difusa considera que el conjunto “hombres altos” es un conjunto que no tiene una frontera clara para pertenecer o no pertenecer a él: mediante una función que define la transición de “alto” a “no alto” se asigna a cada valor de altura un grado de pertenencia al conjunto, entre 0 y 1. Así, por ejemplo, un hombre que mida 1.79 podría pertenecer al conjunto difuso “hombres altos” con un grado 0.8 de pertenencia, uno que mida 1.81 con un grado 0.85, y uno que mida 1.50 m con un grado 0.1.



Así pues, los conjuntos difusos pueden ser considerados como una generalización de los conjuntos clásicos. La teoría clásica de conjuntos sólo contempla la pertenencia o no pertenencia de un elemento a un conjunto, sin embargo, la teoría de conjuntos difusos contempla la pertenencia parcial de un elemento a un conjunto, es decir, cada elemento presenta un grado de pertenencia a un conjunto difuso que puede tomar cualquier valor entre 0 y 1.

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases}$$

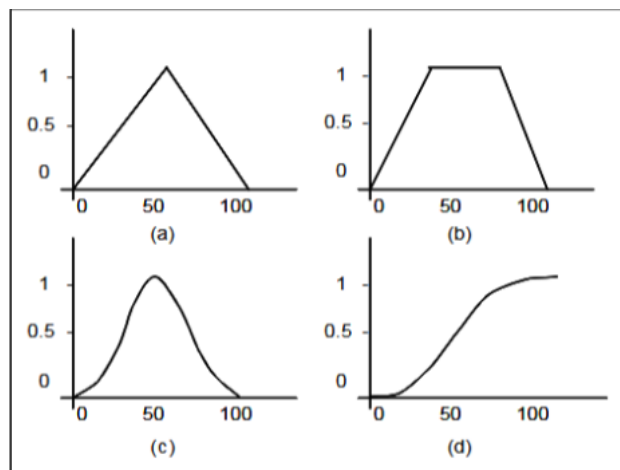
Función de pertenencia $\mu_A(x)$

Un conjunto difuso en el universo de discurso U se caracteriza por una función de pertenencia $\mu_A(x)$ que toma valores en el intervalo $[0,1]$, y puede representarse como un conjunto de pares ordenados de un elemento x , y su valor de pertenencia al conjunto

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in U\}$$

La forma de la función característica utilizada, depende del criterio aplicado en la resolución de cada problema y variará en función de la cultura, geografía, época o punto de vista del usuario. La única condición que debe cumplir una función característica es que tome valores entre 0 y 1, con continuidad.

Las funciones características más comúnmente utilizadas por su simplicidad matemática y su manejabilidad son: triangular, trapezoidal, gaussiana, sigmoideal, gamma, pi, campana etc...



Representación Gráfica de algunas funciones características.



5 CONCLUSIONES

La lógica borrosa tiene una historia corta, pero un rápido crecimiento debido a su capacidad de resolver problemas relacionados con la incertidumbre de la información o del conocimiento de los expertos. Además, proporciona un método formal para la expresión del conocimiento en forma entendible por los humanos. Estas cualidades le aseguran un amplio campo de aplicabilidad y un alto interés para las aplicaciones industriales, presentes y futuras. Concluiremos esta parte dedicada a la lógica borrosa con un principio enunciado por Terano recientemente “Cuanto más humano deba ser un sistema, más lógica borrosa contendrá”.



6 BIBLIOGRAFÍA

<https://empresas.blogthinkbig.com/redes-neuronales-artificiales/>

<http://www.cs.us.es/~fsancho/?e=97>

<https://www.tdx.cat/bitstream/handle/10803/6887/04Rpp04de11.pdf>