



MODELO DE GESTIÓN DEL CONOCIMIENTO BASADO EN REGLAS DIFUSAS PARA EVALUAR EL DESEMPEÑO LABORAL

Autora: Dra. Mery Morales C.
E-mail: merymoralescuellar@gmail.com
Asesor: Dr. Guillermo Mamani A.

Resumen

El propósito de la investigación es elaborar un modelo de gestión de conocimiento basado en reglas difusas para medir el desempeño laboral de los docentes de la UNI, con el fin de contribuir en la evaluación del desempeño a los directores de escuelas académicas a partir de cinco dimensiones (cumplimiento de objetivos, cumplimiento de funciones, productividad, conducta laboral y liderazgo), que son valoradas a través de términos lingüísticos (ineficiente, adecuado, eficaz, poco aceptable, etc.). Las técnicas de medición utilizadas actualmente se basan en lógica bivalente o convencional, la cual restringe la pertenencia de un resultado a un único valor, otorgando un resultado distorsionado debido a la naturaleza de las variables. Para la creación del modelo se adoptó la metodología de desarrollo de sistemas expertos propuesta por John Durkin apoyado en la estructura de un sistema de inferencia difuso.

Palabras claves: Desempeño laboral, Lógica difusa, Gestión del conocimiento.

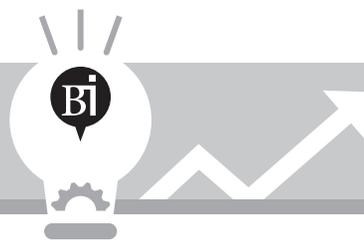
Introducción

Los recursos humanos dentro de una organización educativa se comportan de manera viva y dinámica, tomando un rol importante en el manejo de otros recursos como físicos, materiales o económicos, y por este motivo existe la necesidad por parte de la organización de conocer el capital humano, para mejorar la interacción entre el personal y la empresa, recoger, comprobar, compartir, ofrecer y utilizar información relacionada a sus labores obtenidas de y sobre las personas, con el ánimo de mejorar su actuación en el trabajo, aumentando la productividad y facilitando el progreso hacia nuevos avances estratégicos.

La Universidad Nacional de Ingeniería actualmente realiza una evaluación de desempeño a

los directores de escuelas académicas a partir de cinco dimensiones o competencias: cumplimiento de objetivos, cumplimiento de funciones, productividad, conducta laboral y liderazgo. La necesidad de evaluar estas cinco dimensiones propiamente humanas con cierto grado de incertidumbre, y que como tal no se cuenta con la suficiente información para aplicar modelos matemáticos convencionales, nos lleva a la necesidad de aplicar un modelo para llegar a valores numéricos partiendo de variables expresadas en términos lingüísticos como (ineficiente, adecuado, eficaz, poco aceptable, etc.).

En este ámbito la lógica difusa ha sido empleada en modelos de evaluación para el desempeño laboral y de satisfacción del cliente, en los cua-



les intervienen factores subjetivos, permitiendo abordar problemas de decisión en un sentido riguroso y a la vez admitiendo el tratamiento de la incertidumbre y la vaguedad.

Por lo tanto, la presente investigación tiene como objetivo, mediante la utilización de lógica difusa, proponer un sistema de evaluación de desempeño laboral en un contexto universitario público. En las siguientes secciones se describe el sistema de inferencia difusa destinado a evaluar el desempeño laboral. El modelo propuesto busca brindar resultados con alta precisión.

Antecedentes

Delgado y Cofré (2004) propusieron un modelo de cuantificación de rendimiento laboral a través de lógica difusa, asignando las importancias relativas de los atributos por medio de operadores Owa, considerando tres variables “elementales” como entrada de su modelo: competencias, habilidades, necesidades. Para cuantificar el rendimiento laboral tomaron los siguientes valores: Alto rendimiento (1.00-0.60), Buen rendimiento (0.59-0.45), Bajo rendimiento (0.44-0.35), Deficiente rendimiento (0.34-0.00).

Brito y Vergueiro en el año 2010 presentaron su investigación donde se analiza esta percepción de los servicios, una biblioteca académica brasileña a partir de la perspectiva de los clientes. Utilizaron la metodología SERVQUAL, a partir de un cuestionario con preguntas estructuradas recogiendo 309 respuestas, utilizando la escala de Likert con la finalidad de medir la satisfacción e

importancia de la calidad de los servicios dentro de las organizaciones educativas. Los resultados mostraron que las dimensiones: Garantía (4.74), Confiabilidad (4.66), Empatía (4.64), Tangibilidad (4.52), Receptividad (4.68), se perciben positivamente desde la perspectiva de los Usuarios. Ese mismo año el grupo GIFIG de la Universidad Nacional de Colombia mediante la aplicación de lógica difusa como herramientas para medir el capital intelectual en las empresas, analizó e integró diferentes variables definidas como el capital humano, el capital estructural y el capital relacional de la empresa, facilitando la planeación y la evaluación estratégica en esta.

Adarme y otros (2012), propusieron una aplicación de la lógica difusa en la medición del desempeño de la cadena de abastecimiento en un astillero colombiano. Diseñaron un modelo que integró los principios del Balance Scorecard con la teoría de conjuntos difusos para el tratamiento de la imprecisión asociada a la gestión de la cadena de abastecimiento en estudio. La aplicación del modelo permitió obtener resultados numéricos concretos del desempeño global de la cadena y cada perspectiva considerada (clientes, finanzas, procesos, aprendizaje y crecimiento).

Objetivo general

Establecer la influencia del modelo de gestión del conocimiento en la precisión de la evaluación del desempeño de los colaboradores aplicando lógica difusa para universidades públicas.

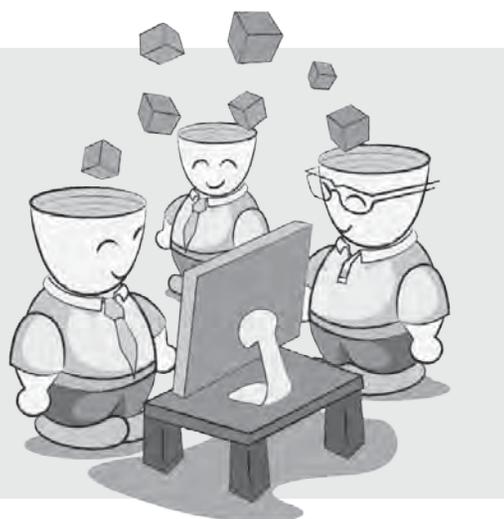
Hipótesis

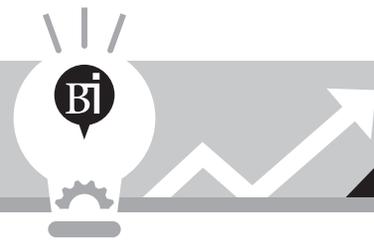
La aplicación del modelo de gestión del conocimiento, basado en lo lógico, difusa influye en la precisión de la evaluación del desempeño laboral de los directores de las carreras profesiones de universidades públicas.

Materiales y métodos

Lógica difusa

En 1965, el profesor Lotfi A. Zadeh de la Universidad de Bekerley publicó el artículo *Conjuntos difusos*, el cual introdujo conceptos que serían conocidos posteriormente como lógica borrosa o lógica difusa.





La lógica difusa fue creada para simular la lógica humana y tomar decisiones acertadas a pesar de la información. Es una herramienta flexible que basa su motor de inferencia en reglas lingüísticas, definidas por expertos en el dominio del problema.

Desde un punto de vista matemático son principios basados en grados de membresía, que tiene como función modelar información.

Función de membresía

Permite obtener el grado de pertenencia de un elemento a un conjunto borroso. Las funciones de pertenencia más comúnmente utilizadas son: función de pertenencia triangular, trapezoidal, gaussiana, gaussiana doble, campana, S, Z, pi, sigmoidal entre otras.

Sistema de inferencia difuso

Fusificación. En muchos casos las entradas que se aplican al sistema borroso son valores numéricos concretos o valores nítidos, en cuyo caso es necesario establecer una interfaz que sustituya entradas no borrosas o difusas en conjuntos borrosos. El fusificador puede realizar esta sustitución, mediante una distribución de posibilidad o función de membresía que represente los posibles valores que puede tomar.

Inferencia difusa. El motor de inferencia difusa permite la obtención de la salida de un sistema difuso, en función de las entradas y la base de reglas. El primer paso es calcular el grado de cumplimiento de cada antecedente en función de la entrada del sistema. Luego se define la operación entre los conjuntos difusos de entrada, operadores de condiciones, intersección (AND) o unión (OR).

Mediante la definición del operador de implicación se obtiene el resultado de cada regla. Los operadores aplicados son las T- normas (mínimo, producto). Para el resultado final se define un método de agregación que combina los resultados de las reglas en una única salida difusa.

Base de conocimientos. El motor de inferencia difuso permite la obtención de la salida de un sistema difuso, en función de las entradas y la base de reglas. El primer paso es calcular el grado de

cumplimiento de cada antecedente en función de la entrada del sistema. Luego se define la operación entre los conjuntos borrosos de entrada, operadores de condiciones, intersección (AND) o unión (OR).

Defusificación. Si se requiere la conversión de la salida borrosa en un valor nítido. Los métodos de defusificación más comunes son: método centro de gravedad o centroide, máxima pertenencia.

Metodología

El desarrollo del modelo de gestión del conocimiento se realizó bajo dos enfoques. La metodología propuesta por John Durkin para el desarrollo de sistemas expertos (Durkin, 1994) consta de seis fases y la estructura de un sistema de inferencia difuso (Barragán, 2009) figura 1. La metodología propuesta por John Durkin para el desarrollo de sistemas expertos consta de las siguientes fases (Figura 1).

Herramientas

SPSS. Herramienta estadística utilizada en la investigación para el tratamiento de los datos en la definición de reglas y en la contrastación de la hipótesis.

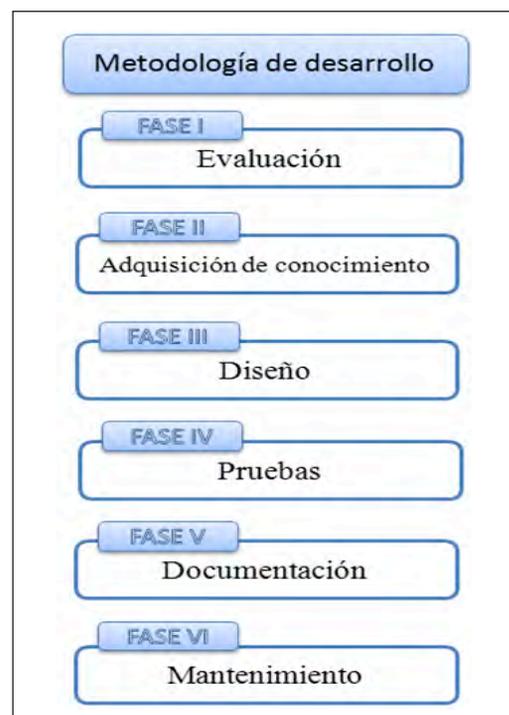
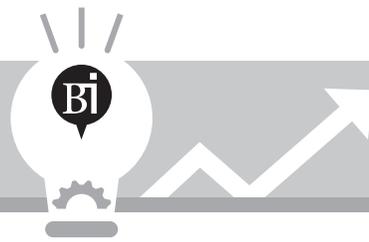


Figura 1 - Fases de la metodología de desarrollo de sistemas expertos



Matlab. Para la construcción del prototipo se ha utilizado el módulo de Fuzzy Logic y GUI de Matlab. El FIS para crear el motor de inferencia (funciones de membresía de entrada y salida, base de reglas, definir método de agregación, implicación, defusificación). El GUI sirve para elaborar la interfaz de usuario e implementar el motor de inferencia.

Resultados y discusión

Basado en un sistema de inferencia difuso se propone el siguiente modelo que vincula las variables predictivas con el desempeño laboral esperado. Figura 2

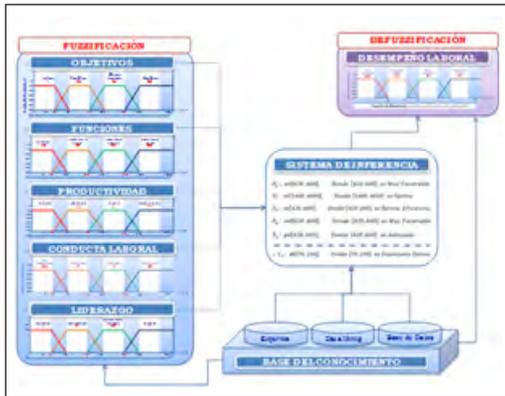


Figura 2 - Modelo de solución

Fusificación de los parámetros de entrada para evaluar el desempeño

Para convertir los valores nítidos en valores borrosos se realiza el proceso de Fusificación. Se define la función de membresía trapezoidal para cada valor que puede tomar variable lingüística. Esta función permite representar un rango de valores óptimos y no un único valor, asemejándose al comportamiento que siguen de los resultados en la evaluación del desempeño laboral de este caso de estudio. El peso asignado a cada variable lingüística es de una escala de 0 – 100.

Objetivos tiene asociada las etiquetas lingüísticas: ineficaz, poco eficaz, eficacia aceptable y muy eficaz.

Funciones tiene asociada las etiquetas lingüísticas: no cumple, cumplimiento regular, cumplimiento aceptable y cumplimiento óptimo.

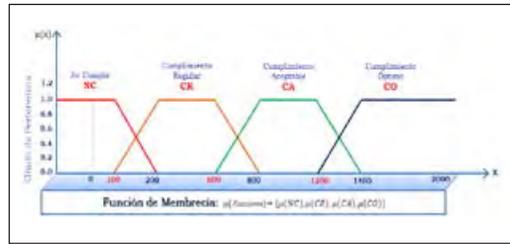


Figura 3 - Variable lingüística: Cumplimiento de funciones

Productividad tiene asociada las etiquetas lingüísticas: ineficiente, poco eficiente, eficiente y óptima eficiencia.

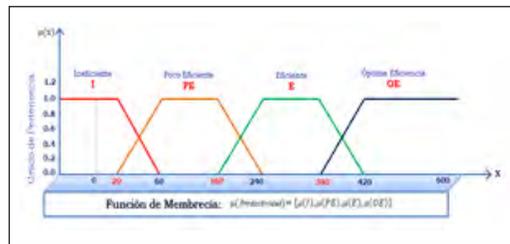


Figura 4 - Variable lingüística: Productividad

Conducta laboral tiene asociada las etiquetas lingüísticas: muy desfavorable, desfavorable, favorable y muy favorable.

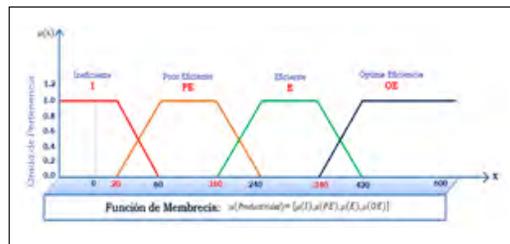


Figura 5 - Variable lingüística: Conducta Laboral

Liderazgo tiene asociada las etiquetas lingüísticas: inadecuado, poco adecuado, moderadamente adecuado y adecuado.

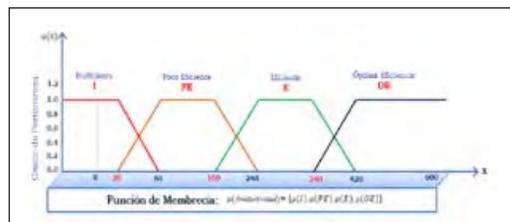
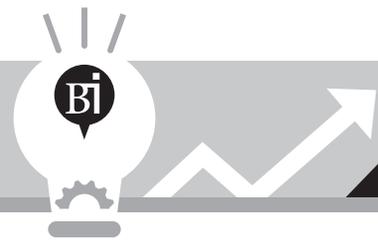


Figura 6 - Variable lingüística: Liderazgo



Defusificación de los parámetros de salida para evaluar el desempeño. La variable lingüística de salida está definida por variables lingüísticas: ineficiente, adecuado y óptimo.

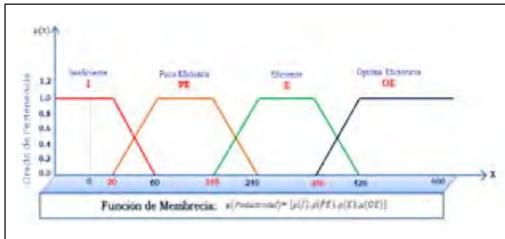
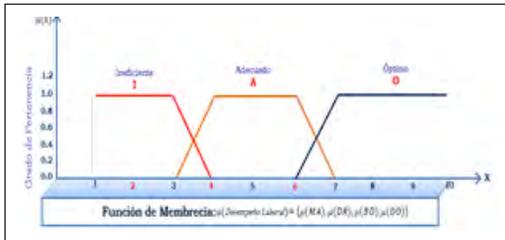


Figura 7 - Variable lingüística: Desempeño laboral

Base de conocimientos

Base de reglas. Para la construcción de la base de reglas, en primer lugar, se asignó un puntaje y peso a cada parámetro de entrada y luego se hizo la sumatoria de los puntajes obteniendo un puntaje total de desempeño. Luego se procesó en el paquete estadístico para obtener la escala de desempeño.

5	20	6	6	6	Nro de Preguntas	
12%	47%	14%	14%	14%	Peso	
FACTORES DE DESEMPEÑO					Desempeño	
Objetivo	Funciones	Productividad	Conducta	Liderazgo	Puntaje	Escala
10	10	10	10	10	10	Óptimo
10	10	10	10	7	9,58139535	Óptimo
10	10	10	10	4	9,1627907	Óptimo
10	10	10	10	1	8,74418605	Óptimo
10	10	10	7	10	9,58139535	Óptimo
10	10	10	7	7	9,1627907	Óptimo
10	10	10	7	4	8,74418605	Óptimo
10	10	10	7	1	8,3255814	Óptimo
10	10	10	4	10	9,1627907	Óptimo
10	10	10	4	7	8,74418605	Óptimo
10	10	10	4	4	8,3255814	Óptimo
10	10	10	4	1	7,90697674	Óptimo
10	10	10	1	10	8,74418605	Óptimo
10	10	10	1	7	8,3255814	Óptimo
10	10	10	1	4	7,90697674	Óptimo
10	10	10	1	1	7,48837209	Óptimo
10	10	7	10	10	9,58139535	Óptimo

Figura 10 - Base de reglas

Motor de inferencia. Permite obtener la salida en función de las entradas y las reglas establecidas. La base de composición de las reglas está definida por operadores de intersección (AND).

El operador de implicación empleado es la T-Norma Mínimo. El operador de agregación es la S-norma Máximo. En la figura 10 se presenta la configuración de las 360 reglas difusas en el motor de inferencia.

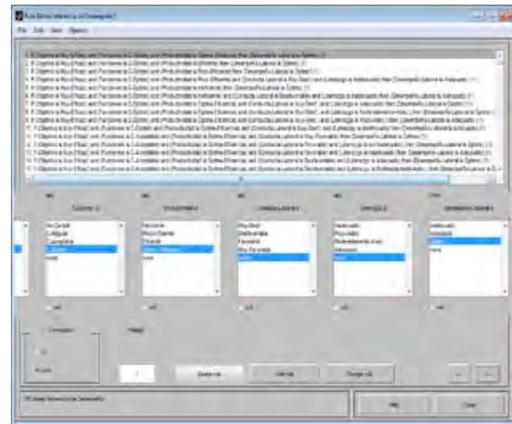


Figura 8 - Configuración de las reglas difusas en Fuzzy Logic de MATLAB

La versión final del prototipo de software se visualiza en la Figura 9, donde se observa la interfaz principal que refleja el modelo de gestión de conocimiento basado en reglas difusas. Lo más importante en esta interfaz es el resultado de la defusificación, que es el grado de decisión y el grado de pertenencia a un nivel de desempeño.

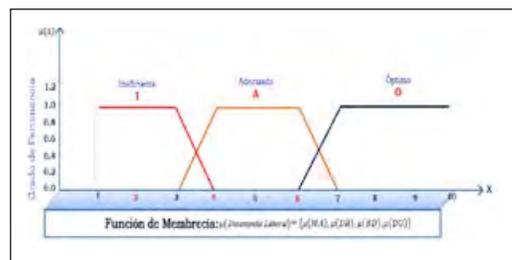


Figura 9 - Prototipo de sistema de gestión del conocimiento basado en reglas difusas

De igual manera se presentan las interfaces de evaluación de las dimensiones intervinientes en la evaluación del desempeño laboral (cumplimiento de objetivos, cumplimiento de funciones, liderazgo, conducta laboral y productividad).

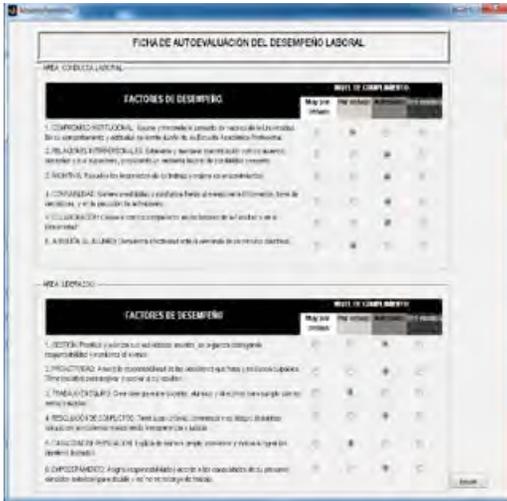
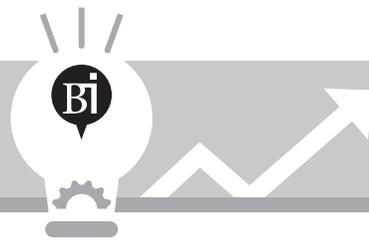


Figura 13 - Interfaz de evaluación de las dimensiones de liderazgo y conducta laboral

Resultados de la aplicación del modelo de gestión del conocimiento basado en reglas difusas para evaluar el desempeño laboral.

Luego de aplicar el modelo se presentan los resultados obtenidos sin la utilización del modelo, y aquellos obtenidos del procesamiento para medir el desempeño basados en reglas difusas en la cual se muestra tres datos: grado de decisión, membresía 1 y membresía 2. En la Tabla 1 se observa que el director N.º 20 tiene un desempeño de 0.655 del cual se interpreta que su desempeño es óptimo en un 60 % y buen desempeño en el 40 %; en comparación con la evaluación tradicional se observa que de manera única su desempeño no es óptimo, solo tiene un buen desempeño. De manera similar ocurre con los directores 22 y 23.

Conclusiones

En la Figura 14 se observa que la diferencia de medias entre la medición tradicional y la medición con lógica difusa es de 0.13315 con un nivel de significancia de 0.05 del cual se deduce que el modelo de gestión del conocimiento basado en reglas difusas tiene una mayor precisión en medir el desempeño de los directores de la Universidad Nacional de Ingeniería.

Tabla 1 - Resultados de la aplicación del modelo

Cód.	PARAMETROS DE ENTRADA					Desempeño		Defuzzificación	Membresía 1		Membresía 2	
	PO	PF	PP	PEL	PE	Puntaje	Escala		Grado de Decisión	Escala	%	Escala
19	311%	1460%	441%	540%	537%	0,7549	Desempeño Óptimo	0,825	00	100%	80	0%
20	272%	1720%	445%	475%	475%	0,5483	Buen Desempeño	0,655	00	60%	80	40%
21	350%	1445%	439%	495%	450%	0,7440	Desempeño Óptimo	0,825	00	100%	80	0%
22	293%	1214%	331%	550%	354%	0,6065	Buen Desempeño	0,681	00	80%	80	20%
23	217%	1300%	308%	420%	399%	0,5451	Buen Desempeño	0,655	00	60%	80	40%
24	181%	1077%	483%	482%	399%	0,6505	Buen Desempeño	0,792	00	100%	80	0%

	Diferencias relacionadas					t	gl	Sig. (bilateral)
	Medio	Desviación tp.	Error tp. de la media	95% Intervalo de confianza para la diferencia				
				Inferior	Superior			
Estadística - Lógica Difusa	13315	06223	01270	15943	10687	10,482	23	000

Figura 14- Prueba de T-Student para muestras relacionadas

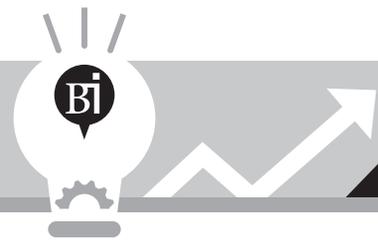
Recomendaciones

La aplicación se puede extender para otras áreas de estudio.

El sistema de inferencia difuso se puede exportar a otras plataformas de desarrollo para facilitar su implementación en un entorno más amigable e interactivo.

Se puede usar técnicas de minería de datos para obtener las reglas o la obtención de conocimiento.





Referencias

- Acilar A, Arslan A. 2011. Optimization of multiple input-output fuzzy membership functions using clonal selection algorithm. *Expert Systems with Applications*, vol. 38, pp. 1374-1381.
- Adarme W, Arango M, Cogollo J. 2012. Medición del desempeño para cadenas de abastecimiento en ambientes de imprecisión usando lógica difusa. *Universidad de Bogotá*. Vol 16. Colombia. 95-115.
- Brito G, Vergueiro W. "Percepción de la calidad de las bibliotecas académicas brasileñas: Aplicación del método SERVQUAL. *Brasil*. pp. 187-193, 2010.
- Chameau J, Santamaria J. 1987. Membership functions I: Comparing methods of measurement. *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 1, pp. 287-301.
- Delgado M. 2004. Propuesta de un modelo de cuantificación del rendimiento laboral mediante Lógica Fuzzy. XII congreso español sobre tecnologías y lógica Fuzzy. Jaen. 183 – 188 pp.
- Dombi J. 1990. Membership functions as an evaluation. *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 35, pp. 1-21.
- Durkin, J. "EXPERT SYSTEMS: DESIGN AND DEVELOPMENT". New York. Maxwell Macmilan. 1994
- Espín R, Gonzáles E, Caballero E. 2011. Un sistema lógico para el razonamiento y la toma de decisiones: la lógica difusa compensatoria basada en la media geométrica. Vol. 32, pp. 230-245.
- Hurtado S, Manco O. 2007. Diseño de un sistema experto difuso: evaluación de riesgo crediticio en firmas comisionistas de bolsa para el otorgamiento de recursos financieros. Vol. 23. pp. 101-129.
- Martínez J. 2010. La Medición de la Satisfacción del Consumidor de Servicios Deportivos a través de la Lógica Borrosa. *Psicología del Deporte*, vol. 19, pp. 41-58.
- M. d. Educación. 2005. ¿Qué es la evaluación del desempeño docente? Available: www.ciberdocencia.gob.pe
- Barragán A. 2009. Síntesis de Sistemas de Control Borroso Estables por Diseño. *Ingeniería Electrónica, de Sistemas Informáticos y Automática Universidad de Huelva, Huelva*.
- Rolston D. 1992. *Principios de Inteligencia Artificial y Sistemas Expertos*. México.