



REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA
UNIVERSIDAD VALLE DEL MOMBOY
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARVAJAL ESTADO TRUJILLO

MODELO DIFUSO DE EVALUACION DE APRENDIZAJE

Autores:

Emilio González

C.I: 27.029.659

Tutor: Dr. Iván Pérez

Carvajal, Noviembre de 2019

REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA
UNIVERSIDAD VALLE DEL MOMBOY
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARVAJAL – EDO TRUJILLO

MODELO DIFUSO DE EVALUACION DE APRENDIZAJE

Autor:

Emilio González

Tutor: Dr. Iván Pérez

**(Trabajo presentado como requisito parcial para optar al Grado en
Ingeniero de Industrial)**

Carvajal, noviembre de 2019



REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA
UNIVERSIDAD VALLE DEL MOMBOY
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARVAJAL – EDO TRUJILLO

CARTA DE ACEPTACION DE TUTOR

Ciudadano (a)
Director(a) CIDIFI
Presente.-

Me dirijo a usted en la oportunidad de informarle que yo **Iván Pérez**, portador de la Cédula de Identidad N° **V-4.884.756**, de profesión Ingeniero de Computación, he aceptado la responsabilidad de servir de tutor al Bachiller:

Emilio González, C.I. **V-27.029.659**

En su Trabajo Especial de Grado titulado: **MODELO DIFUSO DE EVALUACION DE APRENDIZAJE**

Dando fe de lo expuesto a los 21 días del mes de agosto de 2019

_____ **Bachiller**

_____ **Tutor**



REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA
UNIVERSIDAD VALLE DEL MOMBOY
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARVAJAL – EDO TRUJILLO

CARTA DE APROBACIÓN DEL TUTOR

Ciudadano(a)

Director(a) CIDIFI

Presente.-

Me dirijo a usted en la oportunidad de informarle que el Trabajo Especial de Grado que presenta el bachiller: **Emilio González**, C.I. **V-**, 27.029.659
Titulado: **MODELO DIFUSO DE EVALUACION DE APRENDIZAJE**

. Lo considero listo para ser presentado y defendido ante el jurado evaluador que la universidad convenga en nombrar para tal fin. En tal sentido, solicité formalmente señalar la fecha, hora y sitio para efectuar la defensa correspondiente.

Agradeciendo su atención.

Fecha: ____/____/____

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTOS

ÍNDICE GENERAL

	Pp.
ACEPTACION DE TUTOR	iii
APROBACIÓN DEL TUTOR	iv
DEDICATORIA	v
AGRADECIMIENTO	vii
ÍNDICE GENERAL	ix
ÍNDICE DE FIGURAS	xi
ÍNDICE DE TABLAS	xii
ÍNDICE DE GRÁFICOS	xiii
RESUMEN	xiv
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULOS	

I	RAZÓN DE SER DE LA INVESTIGACIÓN	
	Razón de ser de la investigación	3
	Formulación del Problema	7
	Objetivos de la investigación	8
	Objetivo General	8
	Objetivos Específicos	8
	Justificación de la investigación	9
	Delimitación de la investigación	10
II	MARCO REFERENCIAL TEÓRICO	
	Antecedentes de la investigación	11
	Bases Teóricas	18
	Referente histórico de la Lógica Difusa	19
	Lógica Difusa	21
	Origen de los Conjuntos Difusos	23
	Teoría de los conjuntos difusos	25
	Conjuntos Difusos	25
	Conceptos Imprecisos	27
	Operaciones	29
	Operaciones clásicas de los conjuntos difusos	30
	Las Etiquetas Lingüísticas y Operadores	31
	Utilidad de las etiquetas lingüísticas	34
	Razonamiento Difuso	35
	Bancos de Memorias Asociativas: Sistemas Difusos	36
III	LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN MATLAB	
	Matlab	38
	Características del Matlab	38
	Manejo de Variables	39
	Manejo de Expresiones	39
	Manejo de Comandos	40
	Manejo de archivos con extensión .m	40
	Azure Máquina de Aprendizaje	43
	Exploración de datos, análisis descriptivo y análisis predictivos	45
	Aprendizaje supervisado y no supervisado	
	Entrenamiento y evaluación de modelos	45
	Otros términos comunes al aprendizaje automático	46
	Fases de la Metodología Azure Machine Learning	46
		47
	ABORDAJE METODOLÓGICO	
IV	Etapas de la toma de decisión bajo consenso	
	Enfoque Lingüístico Difuso	50
	Modelo híbrido entre un modelo lingüístico difuso y Microsoft Máquina de Aprendizaje, que permita seleccionar equipos de alto desempeño	54
	Desarrollo del modelo de selección de equipos de alto desempeño	56
	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	
	CONCLUSIONES	58
	RECOMENDACIONES	
V	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	79
	ANEXOS	81
	ANEXO 1. MODELO DIFUSO DE SELECCIÓN DE EMPRESAS DE SERVICIOS CON NÚMERO DE EXPERTOS IGUAL A 15	82

ANEXO 2. MANUAL DE USUARIO: MICROSOFT AZifusoURE MÁQUINA DE APRENDIZAJE 85

86

96

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA		Pp.
1	Elementos de un conjunto difuso	26

2	Definición de conjuntos convexos: (a) Conjunto convexo, (b) Conjunto no-convexo	27
3	Banco de Memorias Asociativas	37
4	Flujo de trabajo básico	44
5	Fases de la Metodología Azure Machine Learning	47
6	Etapas de la Toma de Decisión en grupo bajo Consenso	51
7	Modelo Híbrido Lingüístico Difuso y Azure Máquina de Aprendizaje	51
8	Proceso de Selección	53
9	Representación gráfica de las etiquetas lingüística	56
10	Modelo de Resolución para la Toma de Decisiones	57
11	Representación gráfica de las etiquetas lingüística	60

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA		Pp.
1	Empresas A de Servicios con opción a ser seleccionadas	61
2	Empresas B de Servicios con opción a ser seleccionadas	61
3	Empresas C de Servicios con opción a ser seleccionadas	62
4	Número de Expertos=15	63
5	Atributos de cada uno de los expertos	64
6	Etiquetas Lingüísticas	65
7	Funciones Triangulares	65
8	Numero de Expertos= 11	68
9	Atributos de cada uno de los Expertos	68
10	Etiquetas Lingüísticas	68
11	Funciones Triangulares	69
12	Numero de Expertos= 7	71
13	Atributos de cada uno de los Expertos	71
14	Etiquetas Lingüísticas	72
15	Funciones Triangulares	72
16	Número De Expertos= 5	74
17	Atributos de cada uno de los Expertos	74
18	Etiquetas Lingüísticas	75
19	Funciones Triangulares	75
20	Referencia Colectiva	77
21	Aplicación del Modelo	78

ÍNDICE DE GRÁFICOS

GRÁFICO		Pp.
1	Empresas Seleccionadas por servicios	62
2	Empresas Estratificadas por Etiquetas Lingüísticas	67
3	Empresas con posibilidades de ser seleccionadas	67
4	Empresas Estratificadas por Etiquetas Lingüísticos	70
5	Empresas con posibilidades de ser seleccionadas	71
6	Empresas Estratificadas por Etiquetas Lingüísticas	74
7	Empresas con posibilidades de ser seleccionadas	74
8	Empresas Estratificadas por Etiquetas Lingüísticas	76
9	Empresas con posibilidades de ser seleccionadas	77



REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA

UNIVERSIDAD VALLE DEL MOMBOY

FACULTAD DE INGENIERÍA

CARVAJAL – EDO TRUJILLO

: MODELO DIFUSO DE EVALUACION DE APRENDIZAJE

Autor: Br Emilio González

Tutor: Dr. Iván Pérez.

Año: 2019

RESUMEN

El área que ocupa la presente investigación está relacionado con el proceso de evaluación del aprendizaje, en ella puede darse el problema que se presenten aspectos cualitativos que son difícilmente valorables de forma exacta o aspectos cuantitativos que presenten dificultad para obtener una valoración exacta y se acepte una valoración aproximada, como es el aprendizaje de un estudiante. En estos casos, el uso de la Teoría de Conjuntos Difusos mediante el Enfoque Lingüístico Difuso ha proporcionado el uso de la Información Lingüística para la Toma de Decisiones cuando se va a evaluar; este estudio, se planteó como Objetivo General: Proponer un modelo difuso de evaluación del aprendizaje, para el abordaje metodológico se aplicaron dos fases la de agregación y la de explotación (Roubens 1997, Herrera 2000, Bentancourt 2006), se logró identificar las variables de entrada que permiten las entradas al sistema, ellas fueron definidas en los atributos de los expertos, en las que se trabaja con conocimiento vago e impreciso, se utiliza etiquetas lingüísticas en lugar de valores numéricos, se definieron 7 etiquetas lingüísticas: insuficiente (INS), pasable (PAS), satisfactorio (SAT), bueno (BUE), muy bueno (MBU), muy alto, (MAL), perfecto (P), a las cuales se les asignó un valor arbitrario comprendido entre 0 y 1.

Palabras Clave: Evaluación, Conjuntos Difusos, grupos bajo consenso, variables lingüísticas, etiquetas lingüísticas, Docentes.

INTRODUCCIÓN

En los viejos sistemas de control, surgidos a la par del desarrollo mundial se podía observar que hay diversas formas de diseñar y modelar los diversos dispositivos de trabajo, en ellos se habla de las funciones de transferencia, de los diagramas de estado y otras que son un poco complicadas de entender y de manipular; desde hace algún tiempo han surgido otras formas o métodos teóricos, para desarrollar sistemas de control, dichos modelos y diseños son más comprensibles: uno de ellos es la lógica difusa para el diseño de sistema de toma de decisiones.

En función a ello, en el diseño de un modelo de toma de decisiones lingüístico difuso, en grupos bajo consenso, como sistema de control, se utiliza bastante matemática, además que se debe conocer las características de los elementos a controlar, se necesita tener conceptos que sean más acordes con el pensamiento del individuo que lo está diseñando. Una de estas herramientas que se relaciona con el pensamiento humano es la lógica difusa, que presenta la cualidad de ser una teoría fundamentada en conjuntos que se relacionan con el lenguaje humano.

En función a esto, el auge de los procesos y sistema de control para la toma de decisiones requiere contar con nuevas tecnologías que tengan mayor eficiencia y control de los procesos a desarrollar. Esto se puede lograr con la aplicación de la lógica difusa en los sistemas de control haciendo el modelaje mucho más fácil en su entendimiento y diseño puesto que sus parámetros de utilización sean similares al pensamiento que puede tener una persona con gran experiencia en el manejo de sistemas de selección, reclutamiento y medición de las competencias del recurso humano, en particular.

Adicionalmente, la evolución de la ciencia hace necesario que las entidades de educación superior promuevan la participación de la comunidad universitaria es decir alumnos y profesores en la investigación y aplicación de modelos de toma de decisiones lingüísticas difusas y algoritmos inteligentes, como sistema de control para hacer de la universidad una institución de alta competitividad.

En este sentido, se presenta la Lógica Difusa como una alternativa para solucionar los problemas presentes en el modelaje matemático de los sistemas utilizando la teoría del pensamiento humano enmarcadas principalmente en el sector del control interno en el área de los recursos humanos, en función a estas premisa el

presente trabajo se ha planteado como objetivo desarrollar un modelo difuso de selección de empresas de servicios.

En el trabajo se integra la última teoría de control basado en la lógica difusa, con el fin de optimizar y/o generar diferentes sistemas que se integren a los diferentes procesos del sistema de selección de empresas, haciéndolos más rápidos, precisos y confiables y que, adicionalmente, sean utilizados en la selección efectiva de las mismas para que brinden un mejor servicio.

En función a lo expuesto, el presente trabajo se estructura en siete componentes a saber: en el Capítulo I, la razón de ser de la investigación, en el Capítulo II, Marco referencial teórico donde se expone los antecedentes de la investigación y las bases teóricas que sustentan el trabajo, estudios referentes en diferentes áreas del conocimiento, que hacen uso de la lógica difusa como una herramienta de control para el proceso de toma de decisiones, seguidamente en el capítulo III, se presenta un esbozo del lenguaje de programación MATLAB, así como el funcionamiento de Azure Máquina de Aprendizaje.

En el Capítulo IV se presenta el abordaje metodológico para diseñar el modelo. En el Capítulo V la derivación del modelo difuso de selección de empresas y en el Capítulo VI se presentan las Conclusiones y Recomendaciones. Finalmente se presentan las referencias bibliográficas y los anexos.

EL PROBLEMA

En expresiones de Corzo (2005), la lógica difusa (fuzzylogic) es definida como un sistema matemático que modela funciones no lineales, que convierte unas entradas en salidas acordes con los planteamientos lógicos que usa el razonamiento aproximado, se fundamenta en los denominados conjuntos borrosos y un sistema de inferencia borroso basado en reglas de la forma " Si..... entonces..... ", donde los valores lingüísticos de la premisa y el consecuente están definidos por conjuntos borrosos, es así como las reglas siempre convierten un conjunto borroso en otro.

En este sentido, la lógica difusa ha cobrado una fama grande por la variedad de sus aplicaciones, las cuales van desde el control de complejos procesos

industriales, hasta el diseño de dispositivos artificiales de deducción automática, pasando por la construcción de artefactos electrónicos de uso doméstico y de entretenimiento, así como también de sistemas de diagnóstico.

Es así, como con la introducción de los conjuntos difusos y su definición formal en términos matemáticos, surge la solución al procesamiento de conceptos ambiguos por parte de la computadora. De esta manera se origina otra clase de sistemas expertos, sistemas de decisión y sistemas de control, en los cuales las decisiones o acciones a tomar se encuentran almacenadas en la base de conocimiento del computador en la forma de reglas lingüísticas.

Esta nueva manera de representar el conocimiento del computador en la forma de reglas lingüísticas, ha logrado reducir el número de reglas requerido para cubrir un determinado universo de conocimiento y al mismo tiempo se ha logrado producir en estos sistemas una respuesta más estable.

En tal sentido, la lógica difusa desarrolla el concepto básico de que las categorías no son absolutamente claras y bien definidas, es decir, que un elemento de una categoría puede pertenecer en menor o mayor grado a esa categoría. En función a ello, las reglas involucradas en un sistema borroso, pueden ser aprendidas con sistemas adaptativos que aprenden al ' observar ' como operan las personas los dispositivos reales, o estas reglas pueden también ser formuladas por un experto humano. En general la lógica borrosa se aplica tanto a sistemas de control como para modelar cualquier sistema continuo de ingeniería, física, biología, economía, educación entre otros.

En función a esto, señala Pérez (2005), que la teoría de los conjuntos difusos ha permitido el nacimiento de unas técnicas que van a facilitar la solución de aquellos problemas en los que la incertidumbre aparece de manera fundamental. Así, cuando se trabaja con conocimiento vago e impreciso, como gustos y preferencias no se puede estimar de forma precisa un valor numérico, surge entonces un enfoque más realista como es el uso de etiquetas lingüísticas que utilizan valores entre 0 y 1, pareciéndose más al razonamiento humano en lugar de utilizar valores precisos tales como si/no 0/1, verdadero/falso

De lo anterior se infiere, que la lógica difusa procura crear aproximaciones matemáticas en la resolución de ciertos tipos de problemas, así como pretende producir resultados exactos a partir de datos imprecisos, por lo cual son particularmente útiles en aplicaciones electrónicas o computacionales. El adjetivo

“difuso” aplicado a ellas se debe a que los valores de verdad no-deterministas utilizados tienen, por lo general, una connotación de incertidumbre.

Ahora bien, los valores de verdad asumidos por enunciados aunque no son deterministas, no necesariamente son desconocidos. Por otra parte, desde un punto de vista optimista, lo difuso puede entenderse como la posibilidad de asignar más valores de verdad a los enunciados que los clásicos “falso” o “verdadero”. Así pues, se reitera el hecho de que las lógicas difusas son tipos especiales de lógicas multivaluadas, que han tenido aplicaciones de suma relevancia en el procesamiento electrónico de datos.

Es por ello, que en determinadas áreas de conocimiento, a sus enunciados se les asocia valores de verdad que son grados de veracidad o falsedad, mucho más amplios que los meros “verdadero” y “falso”, esto significa que en un sistema deductivo se distinguen enunciados “de entrada” y enunciados “de salida”.

Una vez presentado algunos referentes al concepto de la lógica difusa, es importante trasladar la aplicación del mismo al contexto de estudio, al respecto es bueno mencionar, que seleccionar las mejores empresas de servicios que cumplan con los requerimientos de los usuarios no es una tarea fácil.

En el caso que se expone, este proceso de evaluación, es realizado por personal humano calificado que se encuentra tales como los docentes, este personal en muchos casos manifiesta subjetividades al realizar este proceso, lo cual se puede traducir en imprecisiones o ambigüedades, o quizás en calificar de manera inadecuada las competencias alcanzadas por los estudiantes, por lo tanto no es el más adecuado.

En función a esto, en el ámbito específico queremos que la evaluación del aprendizaje de los estudiantes, sea lo más objetiva posible.

Ante esta situación, y siguiendo el objetivo del desarrollo de modelos en ambientes de desarrollo de sistema manejador de una lógica difusa, se requiere describir los grados de los enunciados de salida en términos de los de entrada, esto significa, que el modelo a diseñar debe ser capaz de refinar los grados de veracidad de las evaluaciones.

En función de estos datos de entradas se obtiene una vez refinados los mismos, la veracidad de los enunciados de salida en términos de “aprobado o reprobado”.

Formulación del problema

¿Cómo debe ser un modelo de difuso de evaluación del aprendizaje?

Objetivos de Investigación

Objetivo General

Proponer un modelo basado en lógica difusa, que permita la obtención de las calificaciones de los estudiantes productos de las evaluaciones.

Objetivos Específicos

- Definir las Variables lingüísticas de entrada y de salida para cada evaluación realizada.
- Establecer las variables de salida para el modelo difuso de evaluación del aprendizaje.
- Diseñar el modelo de toma de decisiones difuso, en función de las variables de entrada y salida.

Justificación de la investigación

Desde el punto de vista teórico, la investigación se justifica por cuanto se tiene conocimiento de que un sistema complejo se caracteriza por la interdependencia de un número grande de elementos, una multiplicidad de percepciones y una nueva experiencia por ser vivida. Un ejemplo de lo anterior es la institución universitaria, que enfrenta por primera vez la necesidad de incrementar la lealtad de sus estudiantes, docentes y empleados para seguir siendo una institución de vanguardia y competitiva. En esta situación, son factores importantes los alumnos, los docentes, los competidores y el medio ambiente, lo cual ilustra el número de elementos que se están interrelacionando.

Asimismo, este sistema de interrelaciones conlleva a múltiples percepciones que dependen de la gente involucrada, en tal sentido, para tratar con sistemas complejos en el diseño de procesos de toma de decisiones organizacionales es necesario combinar las técnicas de dinámica de sistemas y lógica difusa. Ambas nacieron a principios de los 60. La primera es propuesta por Jay W. Forrester de M.I.T.

(Massachusetts Institute of Technology) y la segunda por Lofti A. Zadeh de la Universidad de California en Berkeley. Estados Unidos

En relación a esto, los fundamentos técnicos y filosóficos de la dinámica de sistemas, se encuentran en la simulación analógica de teoría de control y el pensamiento sistémico, respectivamente, por su parte la lógica difusa se caracteriza por el manejo lógico de conjuntos cuyas fronteras no son estrictamente excluyentes y sus elementos poseen grados de pertenencia. Actualmente, se usa como una herramienta de aproximación para funciones de mapeo [Yen, 1999]. Sus soluciones son robustas y mayormente de bajo costo.

Desde el punto de vista práctico, la investigación se justifica por cuanto las reglas involucradas en el desarrollo de sistema difusos, pueden ser aprendidas con sistemas adaptativos que aprenden al “ observar” como operan las personas los dispositivos reales, o estas reglas pueden también ser formuladas por un experto humano, en este sentido, la lógica borrosa se aplica tanto a sistemas de control como para modelar cualquier sistema continuo de ingeniería, ya que como un sistema matemático que modela funciones no lineales, convierte unas entradas en salidas acordes con los planteamientos lógicos que usan el razonamiento aproximado. En este sentido, se pretende diseñar un modelo difuso de evaluación del aprendizaje.

Desde el punto de vista metodológico, se emplea el lenguaje de programación Matlab, ya que es un entorno de computación y desarrollo de aplicaciones totalmente integrado orientado para llevar a cabo proyectos en donde se encuentren implicados elevados cálculos matemáticos y la visualización gráfica de los mismos, este lenguaje integra análisis numérico, cálculo matricial, proceso de señal y visualización gráfica en un entorno completo donde los problemas y sus soluciones son expresados del mismo modo en que se escribirían tradicionalmente, sin necesidad de hacer uso de la programación tradicional por cuanto el método para la creación de sistemas difusos basados en reglas.

Delimitación de la investigación:

Temática: Modelo difuso para la evaluación del aprendizaje.

Espacial: En la Facultad de Ingeniería de la Universidad Valle del Momboy Estado Trujillo.

Temporal: Esta investigación se desarrollará desde agosto de 2019 hasta noviembre de 2019.

Grupo Focal: El presente estudio pertenece a la línea de investigación. Modelos Matemáticos, Lógica Difusa, Cibernética. e Inteligencia Artificial.

CAPÍTULO II

MARCO REFERENCIAL TEÓRICO

De acuerdo con Bernal (2010:134) “El marco teórico se entiende como la fundamentación dentro de la cual se enmarcará la investigación que va a realizarse”. Esto permite enfocarse en el objeto de estudio y dar una

dirección adecuada a la investigación de acuerdo a los objetivos formulados y sobre la base de referentes teóricos de un nivel de cientificidad acorde a las exigencias metodológicas del caso. En este sentido, se trata de “una presentación de las principales escuelas, enfoques o teorías existentes sobre el tema objeto de estudio, en que se muestre el nivel de conocimiento en ese campo”. Para los efectos de la presente investigación, el marco teórico está conformado por los antecedentes y las bases teóricas.

Antecedentes de la investigación

Según lo refiere Tamayo y Tamayo (2003:146) “En los antecedentes se trata de hacer una síntesis conceptual de las investigaciones o trabajos realizados sobre el problema formulado con el fin de determinar el enfoque metodológico de la misma investigación”. Es decir, los antecedentes refieren a estudios ya realizados que son considerados por el investigador como una referencia metodológica para la investigación ya que al mismo tiempo que sirve de guía orientadora permiten innovar o profundizar sobre un tema que ha sido ya abordado. En tal sentido, “El antecedente puede indicar conclusiones existentes en torno al problema planteado” (Ídem); sin embargo, no se trata de tomar al calco lo ya investigado, en todo caso, con “...la presentación del

antecedente se busca aprovechar las teorías ya existentes sobre el problema...” (Ídem). A continuación los antecedentes considerados en la presente investigación:

Andrade (2013) realizó una investigación titulada “**Estudio de los principales tipos de redes neuronales y las herramientas para su aplicación**”. El objetivo general del estudio consistió en: Realizar un estudio de los diferentes tipos de Redes Neuronales que existen, y las herramientas necesarias para su respectiva aplicación.

Para el desarrollo del proceso de experimentación fueron seleccionados varios corpus que contienen información clasificada para el aprendizaje de las redes. Corpus Iris, el cual contiene 150 datos clasificados de acuerdo a tres tipos de flores, cada uno de 50 datos: setosas, versicolor y virginicas; Corpus Clases de Vinos, el cual determina la cantidad de 13 componentes encontrados en cada uno de los 3 tipos de vinos que existen; Corpus de imágenes Wang, el cual está cuantizado en espacio de color HSV y RGB, posee 1000 imágenes clasificadas en 10 clases con 100 imágenes cada una; Corpus LFW cropfacedataset, que posee imágenes de rostro 64X64 píxeles, siendo que el Corpus seleccionado se encuentra en escala de grises y se utilizará para entrenar la red Hopfield. Cabe señalar que se utilizaron tres distintas redes: Perceptrón Multicapa, Learning Vector Quantization (Lvq) y la red Hopfield.

En relación al objetivo del experimento, consistió en probar algunas redes neuronales con diferentes corpus de datos en distintas herramientas de simulación, observar el error que se da en cada entrenamiento de red con los datos utilizados y verificar cuál es la red con mayor precisión. Las unidades experimentales la constituyen los diferentes corpus a entrenar, donde se evaluó la correcta clasificación, el porcentaje de precisión y el reconocimiento de rostros.

Los resultados obtenidos indican lo siguiente: La red Perceptrón simple es útil únicamente cuando se tienen patrones linealmente separables, es decir, cuando las clases que se desean clasificar están claramente separadas unas de otras, por lo que para emplearlo en un problema real no resulta tan eficiente y eficaz como probablemente se espera. En la red Perceptrón multicapa el número de capas ocultas y de neuronas por capa no puede ser demasiado elevado, pues causa inconvenientes de tiempo, la red tarda demasiado en su

etapa de entrenamiento. De acuerdo al experimento realizado, una red Perceptrón se puede manejar con éxito utilizando dos capas ocultas y 150 neuronas en cada una de las capas.

En cuanto al reconocimiento de rostros con la red de Hopfield fue necesario binarizar las imágenes a 1 y 0, debido a que esta red utiliza como función de transferencia una de tipo escalón. No es aconsejable usar más de dos capas ocultas en una red, pues aumenta de manera considerable el tiempo de entrenamiento, por tanto, se optó por aumentar el número de neuronas de neuronas en las capas obteniendo buenos resultados. Como se presenten los datos a la red, éstos influirán en su respuesta, por lo que la técnica de normalización de entradas se utilizará en todos los casos. En el reconocimiento de rostros, se puede decir que los resultados varían de acuerdo a la binarización y posterior dilatación realizada a la imagen de prueba; la imagen dilatada tiene las áreas negras engrosadas lo que dificulta el reconocimiento.

En las conclusiones de la investigación, se encuentra que en un futuro las redes neuronales artificiales no superarán la funcionalidad del cerebro humano, ni tan siquiera lo igualarán por la complejidad que éstos presentan. Muchos autores señalan que las máquinas pueden evolucionar hasta convertirse en máquinas inteligentes capaces de actuar por sí mismas sin la participación del hombre, ello no es posible debido a que las máquinas no son independientes, actúan dentro de los límites impuestos por una persona. En lo que se refiere a la simulación de redes, para seleccionar la función de transferencia se debe tener en cuenta la salida que se espera, si son binarias o analógicas. De igual forma, para el diseño de una red neuronal, es muy importante determinar que el número de neuronas de entrada y de salida depende del problema que se vaya a resolver, y el número de capas ocultas se basan en la experiencia del programador y en ir probando la red de ensayo - error.

Cordero y Medina (2009) realizaron una investigación titulada **“Desarrollo de una aplicación que permita evolucionar redes neuronales artificiales para resolver problemas de clasificación”**. El objetivo general de esta investigación consistió en: Construir una aplicación que permita la evolución de Redes Neuronales Artificiales para la resolución de problemas de clasificación. Los resultados obtenidos indican lo siguiente:

- Promedio de Neuronas utilizadas por el Algoritmo Genético: 25.2

- Promedio de Neuronas utilizadas por el Backpropagation: 23.5
- Promedio del Tiempo de Ejecución del Algoritmo Genético: 69975.33 ms
- Promedio del Tiempo de Ejecución del Backpropagation: 3876.3 ms
- Promedio Generalización del Algoritmo Genético 71.387733%
- Promedio Generalización del Algoritmo Genético y Backpropagation: 82.0287333%
- Promedio Generalización del Backpropagation: 82.173567%

Se puede observar que el algoritmo Backpropagation utiliza menor cantidad de neuronas que el Algoritmo Genético para resolver la mayor parte de los casos de prueba, esta cantidad en promedio es de 1,7 neuronas menos, lo que hace al Backpropagation más rápido al momento de ejecutarlo. En relación a la capacidad de generalización de ambos algoritmos, se demuestra que el Backpropagation es el más acertado al momento de arrojar una solución factible al problema planteado.

Sobre la base del análisis de 30 casos de prueba con diferentes niveles de dificultad se obtuvieron las siguientes conclusiones: En promedio la Red Neuronal obtenida por medio del Backpropagation utiliza 1.7 neuronas menos que la obtenida a través del Algoritmo Genético. De igual forma, la solución obtenida por el Algoritmo Genético sin el ajuste final de los pesos por medio del Backpropagation tiene un porcentaje de generalización de 71.387% en promedio. Este resultado muestra el potencial del Algoritmo Genético, pero también revela la necesidad de realizar ajustes que conduzcan a mejores resultados.

Por otro lado, la solución obtenida por el Algoritmo Genético más el ajuste final de los pesos por medio del Backpropagation tiene un porcentaje de generalización del 82.028% en promedio. Esto muestra la conveniencia de combinar Algoritmos Genéticos con mejoramiento local, idea conocida como Algoritmo Memético. En este mismo orden de ideas, la solución obtenida solo a través del Backpropagation tiene un porcentaje de generalización del 82.173% en promedio. En tal sentido, los resultados obtenidos por el Algoritmo Genético son muy prometedores y marcan el inicio de futuras investigaciones. Cabe acotar que mediante el uso de la técnica OMT (ObjetModelingTechnique), como marco de trabajo o metodología implementada, junto con los diagramas del UML usados como herramienta de modelo, fueron determinantes y

esenciales para la correcta realización del diseño, documentación y codificación de todo sistema.

Morcillo, y Luís Jiménez (2004) Aplicación de lógica difusa en sistemas de captura del movimiento, el estudio se inicia a partir de señalar que las capacidades descriptivas de los sistemas de reglas basados en Lógica Difusa ofrecen gran facilidad a la hora de modelar el conocimiento de un experto. Dentro del ámbito de los sistemas de captura del movimiento, ampliamente utilizados en la generación de animaciones con personajes digitales, se suelen emplear modelos basados en curvas de interpolación para la corrección de los diferentes tipos de errores con los que cuentan. Por otro lado, la identificación de este tipo de errores suele realizarse manualmente, con el esfuerzo que esto supone.

En este trabajo se presenta un método de identificación de errores en sistemas de captura del movimiento, utilizando un modelo cualitativo, con sencilla validación por parte de un experto. Para finalizar, se muestra un ejemplo desarrollado con el método propuesto junto con los resultados obtenidos.

Habitualmente suele emplearse la lógica difusa en aplicaciones de control y sistemas de tipo Mamdani. Sin embargo, con menor frecuencia se emplea por sus propiedades y facilidades descriptivas. En este trabajo se aprovechan estas características de los sistemas basados en lógica difusa para el modelado de un conjunto de sistemas de corrección de errores en captura del movimiento.

La motivación es el modelado de un sistema capaz de identificar los errores en flujos de captura de movimiento tal y como lo hace un experto. Para ello, emplearemos sistemas de producción conceptuales basados en lógica difusa, que modelen de forma cualitativa el conocimiento experto. Esto nos permitirá una construcción y validación sencilla de un sistema de corrección y detección de errores.

Como se ha expuesto anteriormente, hay dos problemas principales al trabajar con sistemas de captura ópticos; por un lado la detección de los errores en cada canal (de algún tipo de los vistos en el apartado 1.2), y por otro la corrección de estos errores. Habitualmente estos procesos suelen realizarse de forma manual.

Para la experimentación, validación y prueba de todas las propuestas del presente trabajo, se ha construido una aplicación denominada Pin8 [2], que utiliza un conjunto de sistemas de reglas difusos para la detección de los diferentes tipos de errores existentes en las capturas, donde se han implementado los mecanismos necesarios para la incorporación del conocimiento experto, axial como herramientas

para la corrección y visualización 3D, Esta aplicación permite la incorporación de nuevos sistemas de reglas difusos mediante la edición de ficheros XML, gestionando en tiempo de ejecución la incorporación de nuevos conjuntos difusos [10] que no estuvieran definidos previamente.

El primer sistema vendrá definido por V_t - y V_{t-1} como variables de entrada y E como variable de salida, representando la posibilidad de error en el intervalo. De este modo, las variables de velocidad definidas para la marca s en el sistema σ , y el tiempo t (con un grado de histórico i), quedan representadas mediante cinco conjuntos difusos: MP (Muy Pequeña), P (Pequeña), N (Nula), M (Media) y G (Grande). Esta notación de los conjuntos difusos se conservara a lo largo del trabajo, aunque varíe el dominio de definición. Las variables lingüísticas de entrada se definen sobre el conjunto de etiquetas {MP, P, N, G, MG} y la variable de salida sobre {P, M, G}.

Las conclusiones de este trabajo se han presentado un método para la detección automática de errores en capturas de movimiento obtenidas mediante el uso de sistemas ópticos. La identificación de estos errores se ha realizado empleando conocimiento experto, que ha sido modelado utilizando las propiedades descriptivas de los sistemas de reglas basados en lógica difusa.

En futuros trabajos se avanzara en la incorporación de dependencias fusil entre articulaciones para el modelado de acciones complejas, definidas mediante un conjunto de sistemas dinámicos. Esto nos permitirá detectar de forma sencilla las inconsistencias en los movimientos debidos al intercambio de canales, además de la generación cómoda de animaciones para personajes sintéticos y llegar a la definición puramente lingüística de acciones complejas.

Gutiérrez Juan David et al.(2004) “Lógica difusa como herramienta para la bioindicación de la calidad del agua con macroinvertebrados acuáticos en la sabana de Bogotá Colombia”, trabajo desarrollado en elDepartamento de Biología, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia. Se presenta una implementación de la metodología de lógica difusa (LD) que permite el cálculo de la calidad del agua en la Sabana de Bogotá, debido a que las interacciones entre los organismos acuáticos y las variables físicas y químicas son un problema matemático de gran complejidad, se requiere de técnicas robustas para la construcción de tales modelos.

La lógica difusa (LD) ofrece una posibilidad debido a su habilidad para procesar simultáneamente la información “subjetiva” proveniente de expertos y la información

“objetiva” recopilada mediante datos. Los resultados obtenidos con la aplicación de la LD fueron confrontados con los valores del índice fisicoquímico WQI (WaterQualityIndex), para comprobar el grado de confiabilidad de la metodología de LD. La prueba de chi cuadrado mostró que no existe una diferencia significativa entre los valores esperados del índice WQI y los valores observados por la estimación con el sistema de LD.

Pérez Iván(2004)titulado “**Modelo de Toma de Decisiones Lingüístico Difuso en Grupo**”.El propósito de esta investigación es presentar un modelo de toma de decisiones lingüística difuso en grupo. Un problema de toma de decisiones en grupo se puede definir como una situación de decisión en la que intervienen varios expertos que pueden tener diferente percepción o conocimiento sobre el problema y que intentan encontrar la mejor solución al mismo. Para eso se dispone de dos o más expertos, los cuales reconocen la existencia de un problema común.

En este trabajo se utilizó un modelo lingüístico para la resolución de proceso de decisión cuando trabajamos con problemas definidos en un contexto impreciso o vago. Este modelo se aplicó a un problema simple de toma de decisiones en grupo, específicamente en la Facultad de Ingeniería.

Bases Teóricas

A continuación se presentan las bases teóricas que constituyen el basamento fundamental que guía los conceptos relacionados con la lógica difusa, conjuntos difusos, operaciones con conjuntos difusos, etiquetas lingüísticas enfocadas desde la perspectiva de diversos autores.

Referente histórico de la Lógica Difusa

En un documento presentado por Corzo (2005), se hace referencia a que los conjuntos difusos fueron introducidos por primera vez en 1965; la creciente disciplina de la lógica difusa provee por sí misma un medio para acoplar estas tareas. En cierto nivel, la lógica difusa puede ser vista como un lenguaje que permite trasladar sentencias sofisticadas en lenguaje natural a un lenguaje matemático formal. Mientras la motivación original fue ayudar a manejar aspectos imprecisos del mundo real, la

práctica temprana de la lógica difusa permitió el desarrollo de aplicaciones prácticas. Aparecieron numerosas publicaciones que presentaban los fundamentos básicos con aplicaciones potenciales.

Esta frase marcó una fuerte necesidad de distinguir la lógica difusa de la teoría de probabilidad. Tal como se entiende ahora, la teoría de conjuntos difusos y la teoría de probabilidad tienen diferentes tipos de incertidumbre.

En el siglo XVIII el filósofo y obispo anglicano Irlandés, George Berkeley y David Hume describieron que el núcleo de un concepto atrae conceptos similares. Hume en particular, creía en la lógica del sentido común, el razonamiento basado en el conocimiento que la gente adquiere en forma ordinaria mediante vivencias en el mundo.

En Alemania, Immanuel Kant, consideraba que solo los matemáticos podían proveer definiciones claras, y muchos principios contradictorios no tenían solución. Por ejemplo la materia podía ser dividida infinitamente y al mismo tiempo no podía ser dividida infinitamente. Particularmente la escuela americana de la filosofía llamada pragmatismo fundada a principios de siglo por Charles Sanders Peirce, cuyas ideas se fundamentaron en estos conceptos, fue el primero en considerar "vaguedades", más que falso o verdadero, como forma de acercamiento al mundo y a la forma en que la gente funciona.

Aristóteles, lo mismo que Berkeley y Hume en el siglo XVIII intuyeron que el espacio entre la verdad y la falsedad era gradual. En el siglo XX Peirce consideró el mundo lógico como vaguedades, más que como verdadero o falso, lo cual se encuentra más cercano a la vida cotidiana.

Luego, el genio matemático inglés Bertrand Russell que estudió profundamente y durante muchos años el campo de la lógica, mostró que la vaguedad es un grado de precisión. Esta idea de que la lógica produce contradicciones fue popularizada por este filósofo y matemático británico a principios del siglo XX, estudió las vaguedades del lenguaje, concluyendo con precisión que la vaguedad es un grado. Asimismo, el filósofo austríaco Ludwig Wittgenstein estudió las formas en las que una palabra puede ser empleada para muchas cosas que tienen algo en común.

La primera lógica de vaguedades fue desarrollada en 1920 por el filósofo JanLukasiewicz, este visualizó los conjuntos con un posible grado de pertenencia con valores de 0 y 1, después los extendió a un número infinito de valores entre 0 y 1.

Posteriormente en los años sesentas, LoftiZadeh inventó la lógica difusa, que combina los conceptos de la lógica y de los conjuntos de Lukasiewicz mediante la definición de grados de pertenencia. Una lógica nueva, propia para describirla naturaleza con ciertos grados de difusidad más propia de la realidad, en la cual las formas, los colores, las texturas, las posiciones y hasta el lenguaje son imprecisos, con fronteras difusas, borrosas. Por ejemplo, cuando se maneja un programa computacional de diseño y se le pide el color rojo, muestra miles de rojos, desde el tinto fuerte rayando en el negro, hasta un rojo tan claro que será rosa y no existen fronteras entre todos sus matices. La lógica difusa utiliza un lenguaje especial que permite traducir algunas sentencias del lenguaje natural a un lenguaje matemático formal.

En 1994, la teoría de la lógica difusa se encontraba en la cumbre, pero esta idea no es nueva, para muchos, estuvo bajo el nombre de lógica difusa durante 25 años, pero sus orígenes se remontan hasta 2,500 años, aún Aristóteles consideraba que existían ciertos grados de veracidad y falsedad. Platón había considerado ya grados de pertenencia, sin embargo actualmente la lógica difusa tiene carta de naturalización propia, distinguiéndose de los conjuntos borrosos y de la teoría de la probabilidad con sus distintos tipos de incertidumbre.

Lógica Difusa

Un tipo de lógica que reconoce más que simples valores verdaderos y falsos. Con lógica difusa, las proposiciones pueden ser representadas con grados de veracidad o falsedad.

La Lógica Difusa ha sido probada para ser particularmente útil en sistemas expertos y otras aplicaciones de inteligencia artificial. Es también utilizada en algunos correctores de voz para sugerir una lista de probables palabras a reemplazar en una mal dicha. La Lógica Difusa, que hoy en día se encuentra en constante evolución, nació en los años 60 como la lógica del razonamiento aproximado, y en ese sentido podía considerarse una extensión de la Lógica Multivaluada. La Lógica Difusa actualmente está relacionada y fundamentada en la teoría de los Conjuntos Difusos. Según esta teoría, el grado de pertenencia de un elemento a un conjunto va a venir determinado por una función de pertenencia, que puede tomar todos los valores reales comprendidos en el intervalo $[0,1]$.

La Lógica Difusa (llamada también Lógica Borrosa por otros autores) o FuzzyLogic creada por LoftiZadeh en 1970, es básicamente una lógica con múltiples valores, que permite definir valores en las áreas oscuras entre las evaluaciones convencionales de la lógica precisa: Si / No, Cierto / Falso, Blanco / Negro, entre otros, se considera un súper conjunto de la Lógica Booleana.

Con la Lógica Difusa, las proposiciones pueden ser representadas con grados de certeza o falsedad, ya que la lógica tradicional de las computadoras opera con ecuaciones muy precisas y dos respuestas: Si o no, uno o cero. Ahora, para aplicaciones de computadores mal definidas o sistemas vagos se emplea la Lógica Difusa, por medio de ella, pueden formularse matemáticamente nociones como un poco caliente o muy frío, para que sean procesadas por computadoras y cuantificar expresiones humanas vagas, tales como "Muy alto" o "luz brillante".

De esa forma, es un intento de aplicar la forma de pensar humana a la programación de los computadores. Permite también cuantificar aquellas descripciones imprecisas que se usan en el lenguaje y las transiciones graduales en electrodomésticos como ir de agua sucia a agua limpia en una lavadora, lo que permite ajustar los ciclos de lavado a través de sensores. La habilidad de la Lógica Difusa para procesar valores parciales de verdad ha sido de gran ayuda para la ingeniería.

En general, se ha aplicado a: Sistemas expertos, verificadores de ortografía, los cuales sugieren una lista de palabras probables para reemplazar una palabra mal escrita, control de sistemas de trenes subterráneos entre otros.

Los operadores lógicos que se utilizarán en Lógica Difusa (AND, OR, etc.) se definen también usando tablas de verdad, pero mediante un "principio de extensión" por el cual gran parte del aparato matemático clásico existente puede ser adaptado a la manipulación de los Conjuntos Difusos y, por tanto, a la de las variables lingüísticas.

La operación más importante para el desarrollo y creación de reglas lógicas es la implicación, simbolizada por " \otimes " que representa el "Entonces" de las reglas heurísticas: Si (...) Entonces (\otimes) (...).

Así, en la lógica difusa hay muchas maneras de definir la implicación. Se puede elegir una "función (matemática) de implicación" distinta en cada caso para representar a la implicación.

La última característica de los sistemas lógicos es el procedimiento de razonamiento, que permite inferir resultados lógicos a partir de una serie de antecedentes. Generalmente, el razonamiento lógico se basa en silogismos, en los que los antecedentes son por un lado las proposiciones condicionales (nuestras reglas), y las observaciones presentes por otro (serán las premisas de cada regla).

Los esquemas de razonamiento utilizados son "esquemas de razonamiento aproximado", que intentan reproducir los esquemas mentales del cerebro humano en el proceso de razonamiento. Estos esquemas consistirán en una generalización de los esquemas básicos de inferencia en Lógica Binaria (silogismo clásico).

Tan importante será la selección de un esquema de razonamiento como su representación material, ya que el objetivo final es poder desarrollar un procedimiento analítico concreto para el diseño de controladores difusos y la toma de decisiones en general. Una vez que dispongamos de representaciones analíticas de cada uno de los elementos lógicos que acabamos de enumerar, estaremos en disposición de desarrollar formalmente un controlador "heurístico" que nos permita inferir el control adecuado de un determinado proceso en función de un conjunto de reglas "lingüísticas", definidas de antemano tras la observación de la salida y normas de funcionamiento de éste.

Origen de los Conjuntos Difusos

Los conjuntos difusos fueron introducidos por primera vez en 1965; la creciente disciplina de la lógica difusa provee por sí misma un medio para acoplar estas tareas. En cierto nivel, la lógica difusa puede ser vista como un lenguaje que permite trasladar sentencias sofisticadas en lenguaje natural a un lenguaje matemático formal. Mientras la motivación original fue ayudar a manejar aspectos imprecisos del mundo real, la práctica temprana de la lógica difusa permitió el desarrollo de aplicaciones prácticas. Aparecieron numerosas publicaciones que presentaban los fundamentos básicos con aplicaciones potenciales. Esta frase marcó una fuerte necesidad de distinguir la lógica difusa de la teoría de probabilidad. Tal como la entendemos ahora, la teoría de conjuntos difusos y la teoría de probabilidad tienen diferentes tipos de incertidumbre.

En 1994, la teoría de la lógica difusa se encontraba en la cumbre, pero esta idea no es nueva, para muchos, estuvo bajo el nombre de lógica difusa durante 25 años, pero sus orígenes se remontan hasta 2,500 años. Aún Aristóteles consideraba

que existían ciertos grados de veracidad y falsedad. Platón había considerado ya grados de pertenencia.

En el siglo XVIII el filósofo y obispo anglicano Irlandés, George Berkeley y David Hume describieron que el núcleo de un concepto atrae conceptos similares. Hume en particular, creía en la lógica del sentido común, el razonamiento basado en el conocimiento que la gente adquiere en forma ordinaria mediante vivencias en el mundo. En Alemania, Immanuel Kant, consideraba que solo los matemáticos podían proveer definiciones claras, y muchos principios contradictorios no tenían solución. Por ejemplo la materia podía ser dividida infinitamente y al mismo tiempo no podía ser dividida infinitamente. Particularmente la escuela americana de la filosofía llamada pragmatismo fundada a principios de siglo por Charles Sanders Peirce, cuyas ideas se fundamentaron en estos conceptos, fue el primero en considerar "vaguedades", más que falso o verdadero, como forma de acercamiento al mundo y a la forma en que la gente funciona.

La idea de que la lógica produce contradicciones fue popularizada por el filósofo y matemático británico Bertrand Russell, a principios del siglo XX. Estudio las vaguedades del lenguaje, concluyendo con precisión que la vaguedad es un grado. El filósofo austríaco Ludwig Wittgenstein estudió las formas en las que una palabra puede ser empleada para muchas cosas que tienen algo en común. La primera lógica de vaguedades fue desarrollada en 1920 por el filósofo JanLukasiewicz, visualizó los conjuntos con un posible grado de pertenencia con valores de 0 y 1, después los extendió a un número infinito de valores entre 0 y 1. En los años sesentas, LoftiZadeh inventó la lógica difusa, que combina los conceptos de la lógica y de los conjuntos de Lukasiewicz mediante la definición de grados de pertenencia.

Teoría de los conjuntos difusos

La teoría de los conjuntos difusos constituye el punto de partida en el desarrollo de la lógica difusa. Las bases de esta teoría quedan establecidas en el trabajo de LoftiZadeh publicado en 1965 en la revista *Information and Control* [Zadeh, 1965]. En esta publicación se introduce por primera vez de manera formal la definición de un conjunto difuso. Esto da origen a una serie de conceptos, operaciones y medidas que son aplicables a innumerables disciplinas de la ciencia.

Conjuntos Difusos

Según Zadeh (1965) un conjunto difuso se define como: “Una clase de objetos con continuos grados de pertenencia. Tal conjunto es caracterizado por una función de pertenencia (característica) la cual asigna a cada objeto un grado de pertenencia que varía entre cero y uno”.

Acorde con esta definición, un conjunto difuso está compuesto por dos partes esenciales: sus elementos y la función de pertenencia que asigna el grado de pertenencia de estos elementos a su conjunto. En otras palabras tenemos que un conjunto difuso A se define como:

$$A = \{\chi \in X \ni \mu_A(\chi) \rightarrow [0,1]\} \quad (1)$$

La ecuación (1) puede ser representada gráficamente como lo muestra la figura 1. La función $\mu_A(\chi)$ asigna un valor real en el intervalo $[0,1]$ que representa el grado de pertenencia del elemento x al conjunto A. En este sentido, mientras más cerca está el valor de $\mu_A(\chi)$ al valor unitario, mayor es el grado de pertenencia de χ en A. Así por ejemplo, si X es el conjunto de los números reales y A es el conjunto de los números mayores que 1 se puede dar una caracterización precisa, aunque subjetiva, de A si se especifica $\mu_A(\chi)$. Valores típicos de esta función pudieran ser $\mu_A(0) = 0, \mu_A(3) = 0.1, \mu_A(150) = 0.8, \mu_A(500) = 1.0$. Tradicionalmente, la función de pertenencia de A solo podía tomar dos valores (cero y uno), con $\mu_A(\chi) = 1$ ó 0 dependiendo de si x pertenecía o no al conjunto A.

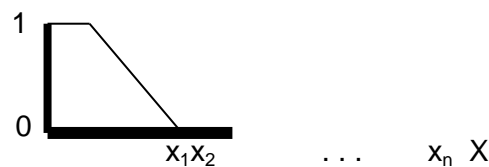


Figura 1. Elementos de un conjunto difuso

La forma de la función de pertenencia está abierta a cualquier función de χ que modele la pertenencia de los elementos al conjunto que se pretende representar. Sin

embargo, las funciones de pertenencia más comunes son triangulares, trapezoidales, cuadráticas o siendo todas estas funciones convexas.

Aunque en la forma, las funciones de pertenencia se dan un parecido a una distribución de probabilidad o una función de densidad, hay diferencias esenciales en la interpretación que cada una lleva consigo. Sin embargo, esto no impide que funciones de pertenencia puedan ser obtenidas a través de una función de densidad.

Una propiedad importante asociada a las funciones de pertenencia es el concepto de convexidad. Se dice que la función de pertenencia $\mu_A(x)$ es convexa si y solo si:

$$\mu_A[\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2] \geq \text{Min} [\mu_A(x_1), \mu_A(x_2)] \quad (2)$$

Para todo x_1 y x_2 en X y todo λ en el intervalo $[0,1]$. Esta propiedad puede ser verificada fácilmente al observar la figura 2.

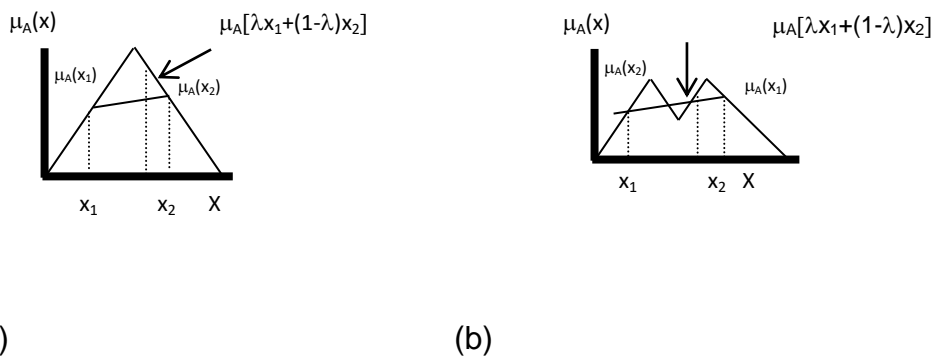


Figura 2. Definición de conjuntos convexos: (a) Conjunto convexo, (b) Conjunto no-convexo

Conceptos Imprecisos

La imprecisión como una consecuencia natural de "la forma de las cosas en el mundo". La dicotomía entre el rigor y la precisión del modelado matemático en todos los campos y la intrínseca incertidumbre de "el mundo real" no es generalmente aceptada por los científicos, filósofos y analistas de negocios. El ser humano simplemente aproxima estos eventos a funciones numéricas y escoge un resultado en lugar de hacer un análisis del conocimiento empírico. Sin embargo se procesa y se

entiende de manera implícita la imprecisión de la información fácilmente. De esta manera se esta en capacidad de formular planes, tomar decisiones y reconocer conceptos compatibles con altos niveles de vaguedad y ambigüedad se consideran las siguientes sentencias:

- La temperatura está caliente
- La inflación actual aumenta rápidamente
- Los grandes proyectos generalmente tardan mucho
- Nuestros precios están por abajo de los precios de la competencia
- IBM es una compañía grande y agresiva
- Alejandro es alto pero Ana no es bajita

Estas proposiciones forman el núcleo de nuestras relaciones con "la forma de las cosas en el mundo". Sin embargo, son incompatibles con el modelado tradicional y el diseño de sistemas de información. Si se puede incorporar estos conceptos se logra que los sistemas sean potentes y se aproximen más a la realidad.

Pero, ¿es la imprecisión un concepto artificial utilizado para aumentar o disminuir en uno o más las propiedades de los fenómenos? o ¿es una parte intrínseca del fenómeno en sí mismo?.

Esta es una pregunta importante ya que es la parte fundamental de las medidas de la teoría difusa. En tal sentido, la fusificación es independiente de cualquier capacidad para medir, ya que un conjunto difuso es un conjunto que no tiene límites bien definidos. Un conjunto difuso tiene muchas propiedades intrínsecas que afectan la forma del conjunto, su uso y como participa en un modelo.

Las propiedades más importantes de un conjunto difuso son las concernientes a las dimensiones verticales del conjunto difuso (altura y normalización) y las dimensiones horizontales (conjunto soporte y cortes "alpha").

La altura de un conjunto difuso es como máximo un grado de pertenencia y es una cota cercana al concepto de normalización. La superficie de la región de un conjunto difuso es el universo de valores. Es decir un conjunto difuso A se considera como un conjunto de pares ordenados, en los que el primer componente es un número en el rango $[0,1]$ que denota el grado de pertenencia de un elemento u de U en A , y el segundo componente especifica precisamente quién es ése elemento de u . En general los grados de pertenencia son subjetivos en el sentido de que su especificación es una cuestión objetiva. Se debe aclarar que aunque puede interpretarse como el grado de

verdad de que la expresión " $u \in A$ " sea cierta, es más natural considerarlo simplemente como un grado de pertenencia.

Puede notarse además que:

a) Mientras más próximo está (u) a el valor 1, se dice que u pertenece más a A (de modo que 0 y 1 denotan la no pertenencia y la pertenencia completa, respectivamente).

b) Un conjunto en el sentido usual es también difuso pues su función característica χ_A es también una función $u \in [0,1]$; o sea que los conjuntos difusos son una generalización de los conjuntos usuales.

Operaciones

En la lógica Booleana tradicional, los conjuntos son considerados como sistemas bivalentes con sus estados alternando entre inclusión y exclusión. La característica de la función discriminante refleja este espacio bivaluado

Esto indica que la función de pertenencia para el conjunto A es cero si x no es un elemento en A y la función de pertenencia es 1 si x es un elemento en A . Dado que existen solamente dos estados, la transición entre estos dos estados es siempre inmediata. La pertenencia de estos conjuntos está siempre totalmente categorizada y no existe ambigüedad o dicotomía acerca de la pertenencia.

Existen 4 operaciones básicas de conjuntos en esta lógica: unión, intersección, complemento y unión exclusiva. Al igual que en los conjuntos convencionales, existen definiciones específicas para combinar y especificar nuevos conjuntos difusos. Este conjunto de funciones teóricas provee las herramientas fundamentales de la lógica. En el caso usual, con las operaciones comunes de intersección, unión y complemento, el conjunto de conjuntos de U forman un álgebra booleana, es decir se cumplen las condiciones de asociatividad, conmutatividad, elementos neutros, ídem potencia, absorción, distributividad, complemento y las leyes de Morgan.

Las operaciones mencionadas se pueden extender de varias formas a conjuntos difusos, de modo que al restringirlas a los conjuntos usuales, coincidan con las comunes. Estas extensiones resultantes satisfacen en forma general sólo a algunas de las condiciones listadas anteriormente, y para mantener la vigencia de alguna, será obligatorio sacrificar a otras.

Dado que los conjuntos difusos no se particionan en el mismo sentido que los conjuntos Booleanos, estas operaciones son aplicadas al nivel de pertenencia, como una consecuencia de los conjuntos difusos. Decidir si un valor es o no es miembro de cualquier conjunto difuso en particular, requiere algunas nociones de cómo esta construido el conjunto, del universo y de los límites de éste.

Operaciones clásicas de los conjuntos Difusos

Para poder manipular los conjuntos difusos es necesario tener operaciones que nos permitan combinarlos. Zadeh (1965) propuso lo que se conoce como operaciones “clásicas” para conjuntos difusos. Estas operaciones se pueden caracterizar en términos de la funciones de pertenencia μ . Sean A y B dos conjuntos difusos con funciones de pertenencia μ_A y μ_B , respectivamente en un universo X. Se definen las siguientes operaciones:

Igualdad

Se dice que A es igual a B si

$$\mu_A(\chi) = \mu_B(\chi) \quad \forall \chi \in X \quad (3)$$

Complemento

Se dice que A y B son complementarios si:

$$\mu_A(\chi) = 1 - \mu_B(\chi) \quad \forall \chi \in X \quad (4)$$

Intersección

La intersección $A \cap B$ es definida como el conjunto difuso más grande contenido en A y B simultáneamente.

$$\mu_{A \cap B}(\chi) = \text{Min} \{ \mu_A(\chi), \mu_B(\chi) \} \quad \forall \chi \in X \quad (5)$$

Unión

La unión $A \cup B$ es definida como el conjunto difuso más pequeño que contiene A y B simultáneamente.

$$\mu_{A \cup B}(\chi) = \text{Max} \{ \mu_A(\chi), \mu_B(\chi) \} \quad \forall \chi \in X \quad (6)$$

Aunado a estas operaciones de conjuntos existen operaciones algebraicas que permiten sumar o multiplicar conjuntos:

Suma

La suma algebraica de A y B se denota $A + B$ y se define como:

$$\mu_{A+B}(\chi) = \mu_A(\chi) + \mu_B(\chi) \quad \forall \chi \in X \quad (7)$$

Siempre y cuando la suma $\mu_A(\chi) + \mu_B(\chi)$ sea menor o igual que la unidad. De lo contrario su significado pierde sentido.

Producto

El producto algebraico de A y B se denota AB y se define en términos de las funciones de pertenencia de A y B por medio de la relación:

$$\mu_{AB}(\chi) = \mu_A(\chi) \cdot \mu_B(\chi) \quad \forall \chi \in X \quad (8)$$

Diferencia Absoluta

La diferencia absoluta de A y B se denota por $|A - B|$ y se define como:

$$\mu_{|A-B|}(\chi) = |\mu_A(\chi) - \mu_B(\chi)| \quad \forall \chi \in X \quad (9)$$

Las Etiquetas Lingüísticas y Operadores

Una *etiqueta lingüística* es un nombre a un conjunto difuso. Es decir, es una terceta (Nombre, A, X), donde *Nombre* es el nombre asociado al conjunto difuso A en el universo X.

Si tenemos un conjunto difuso llamado "largo" éste es una simple variable lingüística y puede ser empleada como una regla-base en un sistema basado en la longitud de un proyecto en particular. Si duración-proyecto es largo entonces la terminación-de-tareas es DECRECIENTE; Una variable lingüística encapsula las propiedades de aproximación o conceptos de imprecisión en un sistema y da una forma de computar adecuada.

Esto reduce la aparente complejidad de describir un sistema que debe concordar con su semántica. Una variable lingüística siempre representa un espacio difuso.

Lo importante del concepto de variable lingüística es su estimación de variable de alto orden más que una variable difusa. En el sentido de que una variable lingüística toma variables difusas como sus valores. En el campo de la semántica difusa cuantitativa al significado de un término "x" se le representa como un conjunto difuso $M(x)$ del universo de discusión. Desde este punto de vista, uno de los

problemas básicos en semántica es que se desea calcular el significado de un término compuesto.

La idea básica sugerida por Zadeh es que una etiqueta lingüística tal como "muy", "más o menos", "ligeramente", etc... puede considerarse como un operador que actúa sobre un conjunto difuso asociado al significado de su operando. En el caso de un término compuesto "muy alto", el operador "muy" actúa en el conjunto difuso asociado al significado del operando "alto". Una representación aproximada para una etiqueta lingüística se puede lograr en términos de combinaciones o composiciones de las operaciones básicas.

Zadeh también considera que las etiquetas lingüísticas pueden clasificarse en dos categorías que informalmente se definen como sigue:

Tipo I: las que pueden representarse como operadores que actúan en un conjunto difuso: "muy", "más o menos", "mucho", "ligeramente", "altamente", "bastante".

Muy

El operador "muy" que se caracteriza con un significado de que aún cuando no tenga validez universal sea sólo una aproximación. Se asume que si el significado de un término x es un conjunto difuso A , entonces el significado de muy es X .

Más y menos

Se pueden definir etiquetas lingüísticas artificiales, como: más, menos, que son instancias de lo que puede llamarse acentuador y desacentuador respectivamente, cuya función es proporcionar ligeras variantes de la concentración y la dilatación.

Los exponentes se eligen de modo que se de la igualdad aproximada: $\text{mas } x = \text{menos muy } x$, y que, además, se pueden utilizar para definir etiquetas lingüísticas cuyo significado difiere ligeramente de otras, ejemplo:

Más o menos

Otra etiqueta lingüística interesante es "más o menos" que en sus usos más comunes como "más o menos inteligente", "más o menos rectangular" etc, juega el papel de difusificador.

Ligeramente

Su efecto es dependiente de la definición de proximidad u ordenamientos en el dominio del operando. Existen casos, sin embargo, en los que su significado puede definirse en términos de etiquetas lingüísticas tipo I, bajo la suposición de que el dominio del operando es un conjunto ordenado linealmente.

Clase de

Es una etiqueta lingüística que tiene el efecto de reducir el grado de pertenencia de los elementos que están en el "centro" (grados de pertenencia grandes) de una clase x e incrementa el de aquellos que están en su periferia (grados de pertenencia pequeños).

Regular

Es una etiqueta que tiene el efecto de reducir el grado de pertenencia de aquellos elementos que tienen tanto un alto grado de pertenencia al conjunto como de aquellos que lo tienen pequeño, y sólo aumenta el grado de pertenencia de aquellos elementos que tienen un grado de pertenencia cercano.

Tipo II: las que requieren una descripción de cómo actúan en los componentes del conjunto difuso (operando): "esencialmente", "técnicamente", "estrictamente", "prácticamente", "virtualmente". Su caracterización envuelve una descripción de forma que afectan a los componentes del operando, y por lo tanto es más compleja que las del tipo I. En general, la definición de una etiqueta de este tipo debe formularse como un algoritmo difuso que envuelve etiquetas tipo I. Su efecto puede describirse aproximadamente como una modificación de los coeficientes de ponderación de una combinación convexa. Como la magnitud de las ponderaciones es una medida del atributo asociado, intuitivamente una etiqueta de este tipo tiene el efecto de aumentar

las ponderaciones de los atributos importantes y disminuir los que relativamente no lo son.

En otras palabras, las etiquetas lingüísticas pueden ser caracterizadas como operadores más que construcciones complicadas sobre las operaciones primitivas de conjuntos difusos.

Utilidad de las etiquetas lingüísticas

Zadeh (1995) señala que la utilidad de las etiquetas lingüísticas, se puede ver de la siguiente manera.

- Es una forma de comprimir información llamada *granulación (granulation)*: Una etiqueta incluye muchos valores posibles.
- Ayuda a caracterizar fenómenos que o están mal definidos o son complejos de definir o ambas cosas.
- Es un medio de trasladar conceptos o descripciones lingüísticas a descripciones numéricas que pueden ser tratadas automáticamente: relaciona o traduce el proceso simbólico a proceso numérico.
- Usando el principio de extensión, muchas herramientas ya existentes pueden ser extendidas para manejar variables lingüísticas, obteniendo las ventajas de la lógica difusa en gran cantidad de aplicaciones.

Razonamiento Difuso

El razonamiento permite sacar conclusiones lógicas a partir de un conjunto de premisas. En un nivel de abstracción más elevado, permite generar una respuesta acorde a situaciones que no han sido analizadas con anterioridad. Un ejemplo sencillo de razonamiento difuso podría ser:

Premisa 1	Si x es A entonces y es B
Premisa	x es A´
<hr/>	
Conclusión	y es B´

Donde x y y son objetos y A,A´ y B,B´ son conjuntos universales U y V respectivamente.

En esta forma de razonamiento difuso, A y A' junto con B y B' no son necesariamente iguales. Si A' = A y B = B', el método de razonamiento recién descrito se reduce a lo que se conoce en lógica como el *modus ponens*. En otras palabras:

Premisa 1 Si el tomate esta rojo entonces el tomate esta maduro
 Premisa El tomate esta bien rojo
 Conclusión El tomate esta bien maduro

Ying, (2000), señala que dada la condición "Si x es A entonces y es B", es fácil deducir que se trata de una implicación del tipo $A \rightarrow B$, la cual expresa una relación entre A y B. Para efectos de ilustrar el mecanismo de inferencia de un sistema difuso, se adoptará la formula de implicación de Mandani (R_c)

Aún siendo capaces de resolver el valor de la implicación todavía no se conoce como obtener B'. La conclusión B' puede obtenerse tomando la composición del conjunto difuso A' con la condición difusa $A \rightarrow B$ (la regla composicional de inferencia) la cual esta dada por:

$$B' = A' \circ R_{A \rightarrow B}$$

Esta regla es implementada como una operación de máximos y mínimos entre el "vector" A' y la "matriz" R. Su finalidad es la de utilizar A' para reducir R a la dimensionalidad y el orden del Universo del discurso de B o B'. Matemáticamente:

$$\mu_{B'} = \max \min(\mu_{A'}(u), \mu_R(u, v))$$

Si A' es tal que $\mu_{A'}(u_0) = 1$ para algún $u_0 \in U$, entonces:

$$\mu_{B'}(v) = \mu_R(u_0, v)$$

ahora,

$$\mu_R(u_0, v) = R_c(\mu_{A'}(u_0), \mu_B(v))$$

lo cual corresponde simplemente al mínimo entre $\mu_{A'}(u_0)$ y $\mu_B(v)$. En el caso de varias reglas $A_k \rightarrow B_k$, simplemente se busca el valor $\mu_{A_k}(u_0)$ y se forma el subconjunto B' como el subconjunto de B cuyo valor más largo no excede $\mu_{A_k}(u_0)$. Para reglas del tipo "Si x es A y y es B entonces z es C" se representa la implicación de la forma $(A \wedge B) \rightarrow C$ de manera de formar una relación difusa (Zimmermann, 1991).

Bancos de Memorias Asociativas: Sistemas Difusos

Los bancos de memorias asociativas es el nombre que se le da a un conjunto de reglas agrupadas de manera de formar una matriz de relaciones. Este tipo de representación es particularmente útil cuando el número de antecedentes es menor que dos. La visualización gráfica de los antecedentes y las conclusiones proporciona una manera de presentar en forma compacta las distintas reglas que conforman la base de conocimiento del sistema difuso. Un ejemplo de un banco de memorias asociativas se muestra en la figura 3.

Error Global

P = Pequeño

M = Mediano

G = Grande

	P	M	G
P	G	M	M
M	M	M	P
G	M	P	P

Figura 3. Banco de Memorias Asociativas

Los bancos de memorias asociativas permiten la creación de superficies de control no-lineales en n-dimensiones. El mecanismo de inferencia representado por la regla composicional, permite establecer una relación de entrada y salida que es tan no-lineal como se defina en las reglas que componen el banco de memorias. Al ser las reglas definidas lingüísticamente, surge entonces un método que permite trasladar el conocimiento experto de un ser humano a un modelo matemático general y de simple definición. Se dice que el modelo es general porque permite modelar sistemas lineales o no-lineales.

Los llamados controladores difusos están basados casi en su totalidad en modelos de inferencia que siguen la regla composicional de inferencia max-min con la regla de implicación de Mandani como operador de implicación. El rango de aplicaciones de estos sistemas difusos o bancos de memorias asociativas es ilimitado. Básicamente, todo proceso que pueda ser controlado por un humano puede ser replicado por un sistema difuso con un mayor o menor grado de precisión. Su diseño depende mucho en las funciones de pertenencia, y es aquí donde se gasta la mayor parte del tiempo. Sin embargo, es posible obtener una respuesta satisfactoria del modelo inclusive en el primer diseño.

Todos los trabajos mencionados anteriormente guardan relación directa con el tema de estudio, por cuanto hacen referencia a la lógica difusa como variable de estudio y de aplicación en sistemas que toman decisiones en ambientes de incertidumbre.

CAPITULO III

Metodología:

La Toma de Decisiones es un área que está relacionada con gran cantidad de actividades y procesos que las personas realizan de forma habitual en sus tareas cotidianas. Un problema de Toma de Decisión en Grupo (TDG) se define como una situación de decisión en la cuál (i) hay dos o más expertos, cada uno de ellos caracterizados por sus propias percepciones, actitudes, motivaciones, conocimiento,... (ii) los cuáles reconocen la existencia de un problema común, y (iii) que intentan obtener una decisión en común.

Debido al hecho de que la información proporcionada por los principios de razonamiento humano son a menudo vagos e imprecisos, el modelado de estos problemas requiere el uso de modelos de representación adecuados para información imprecisa y operadores de agregación de este tipo de información, en este sentido, la toma decisiones en grupo bajo consenso es un proceso que se aplica a situaciones en las que se dedica un tiempo adecuado a la discusión y para problemas que el grupo sienta que requieren de su atención.

Etapas de la toma de decisión bajo consenso

Para el desarrollo de la investigación Bentancourt (2006), basándose en lo expuesto por Roubens, (1997), y Herrera (2000) diseño unas fases metodológicas para desarrollar el proceso del diseño del modelo, las cuales se describen a continuación:

- **Identificación y Diagnostico del Problema:** El proceso de toma de decisiones comienza con el reconocimiento de la necesidad de tomar una decisión, el mismo lo genera un problema o una disparidad entre cierto estado deseado y la condición real del momento. Una vez que el problema es identificado se debe realizar el diagnóstico y luego de esto se desarrollaran las medidas correctivas. (Ver figura anexa)

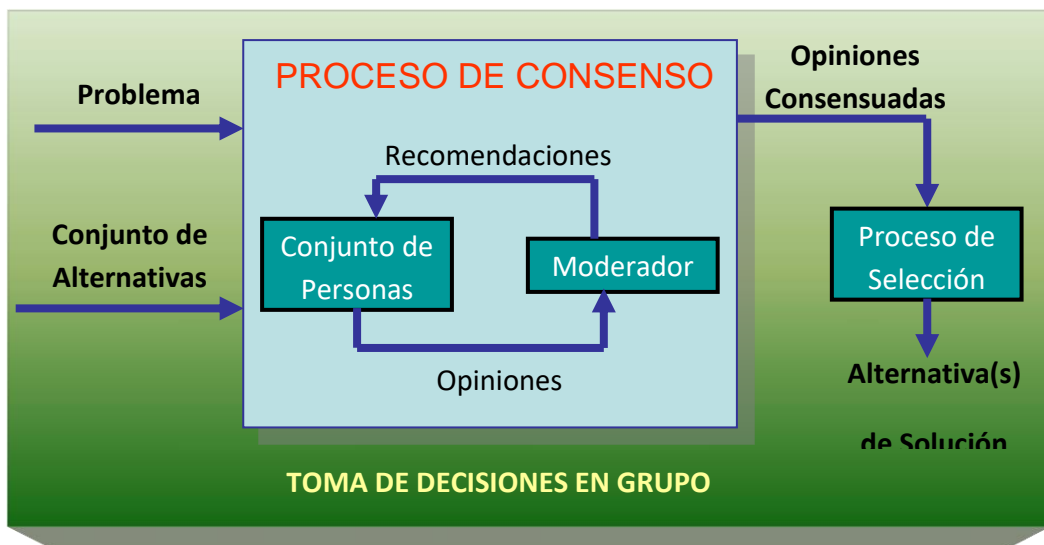


Figura 6. Etapas de la Toma de Decisión en grupo bajo Consenso. Fuente: González (2019)

- **Identificar el conjunto de alternativas:** Es la base de la toma de decisiones y no es más que desplegar las alternativas. Las personas encargadas de tomar la decisión tienen que confeccionar una lista de todas las alternativas posibles y que podrían utilizarse para resolver el problema.
- **Proceso de consenso:**
 1. Un miembro del grupo hace una propuesta. Si es necesario, se discute la propuesta.
 2. Si otros miembros tienen aprensiones sobre la propuesta, pueden sugerir modificaciones o enmiendas. El proponente intenta acomodar todas las aprensiones que hayan surgido.
 3. Cuando el proponente siente que se ha alcanzado un consenso aproximado, él o ella llaman a consenso, preguntando si alguien quiere "hacerse a un lado" o "bloquear" la propuesta. Hacerse a un lado significa "discrepo con algunos aspectos del proyecto pero mi desacuerdo no es lo bastante serio como para justificar bloquearlo". Un bloqueo funciona como un veto. Es aceptable bloquear una propuesta sólo si crees que ésta viola los principios fundamentales o propósitos del grupo, o pone en peligro la mismísima existencia del grupo.
 4. Si la propuesta es bloqueada, el proponente puede bien desechar la propuesta o continuar la discusión para poder alcanzar un acuerdo, y luego llamar a consenso nuevamente. En esta etapa los expertos discuten y cambian sus opiniones con el propósito de alcanzar un grado de acuerdo o un consenso apropiado: el moderador se encarga de comprobar el nivel de consenso entre los expertos y en caso necesario sugiere los cambios en las opiniones de los expertos para alcanzar un grado de consenso mayor.
- **Seleccionar la mejor alternativa (proceso de selección):** Una vez seleccionada la mejor alternativa se llega al final del proceso de la toma de decisiones, en el proceso racional. Esta selección es bastante simple. El tomador de decisiones sólo tiene que escoger la alternativa que tuvo la calificación más alta. El tomador de decisiones debe ser totalmente objetivo y lógico a la hora de tomarlas, tiene que tener una meta clara y todas las acciones en el proceso de toma de decisiones llevan de manera consistente a la selección de aquellas alternativas que maximizarán la meta.

Proceso de selección

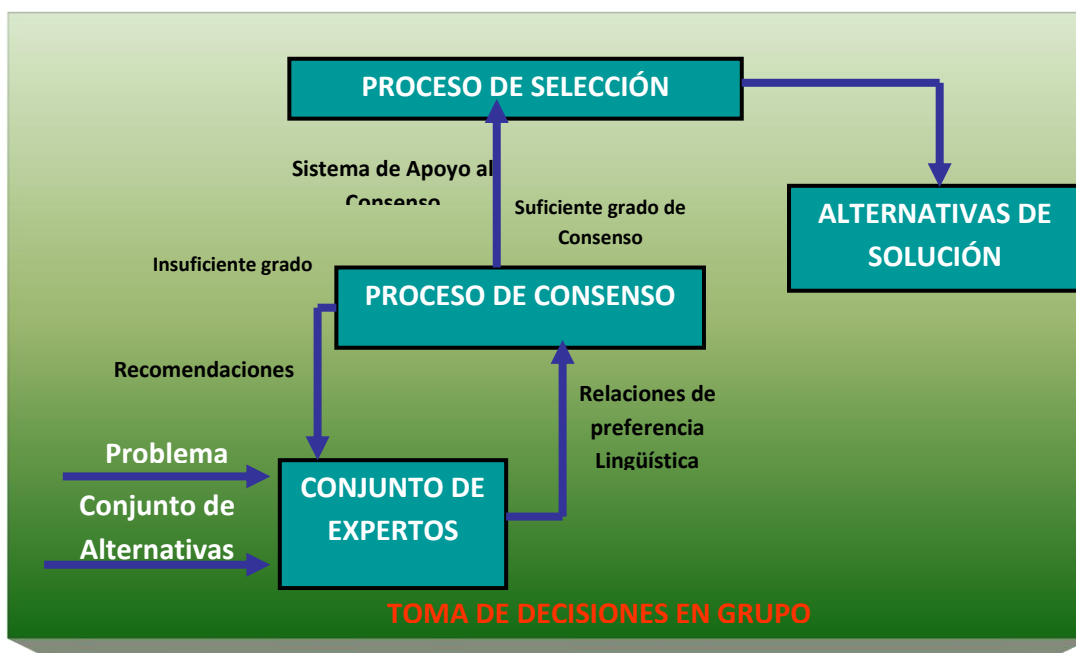


Figura 7.Proceso de Selección. Fuente: González (2019)

En el contexto difuso, un problema de TDG puede ser modelado como: un conjunto finito de alternativas, $X = \{x_1, \dots, x_n\}$, ($n \geq 2$), con un conjunto finito de expertos, $E = \{e_1, \dots, e_m\}$, ($m \geq 2$). Donde cada experto $e_k \in E$, proporciona sus preferencias sobre el conjunto de alternativas, X , mediante alguna de las siguientes estructuras:

1. *Vector de Utilidad*: Se utiliza un vector donde cada elemento representa la preferencia de cada una de las alternativas propuestas al problema: (P_1, \dots, P_n) donde P^1 es la preferencia sobre la alternativa x_1 .
2. Relación de preferencia P^k , con una función de pertenencia $\mu_{pk}: X \times X \rightarrow U$, donde $\mu_{pk}(x_1, x_j) = P_{ij}^k$ denota el grado de preferencia de la alternativa x_1 sobre x_j . Dependiendo de la naturaleza del universo del discurso de U . Si $U=S$ (conjunto de etiqueta lingüísticas).

En este estudio se utilizara relaciones de preferencia lingüística en las que los grados de preferencia están valorados mediante etiquetas lingüísticas pertenecientes a un conjunto de etiquetas S.

Según Roubens, (1997), un proceso de TDG se compone de dos fases

1. Fase de Agregación: En esta fase se combinan las preferencias individuales de los distintos expertos para obtener un valor de preferencia colectiva sobre cada alternativa.
2. Fase de Explotación: En esta se aplica un criterio de precedencia que ordena los valores de preferencia colectiva. De esta forma se obtiene la alternativa o conjunto de alternativas solución al problema.

Según expresa Herrera (2000), en la literatura científica se puede encontrar diferentes modelos computacionales que ayudan a realizar la fase de agregación tanto en el contexto numérico $[0,1]$ como en un contexto lingüístico, en el presente trabajo se utiliza un modelo lingüístico para la resolución de procesos de decisión cuando se trabaja con problemas definidos en un contexto con imprecisión o vago. Este modelo se aplicará a un problema simple de toma de decisiones en grupo en la Universidad Valle del Momboy.

Enfoque Lingüístico Difuso

Zadeh, (1975), manifiesta, que cuando se trabaja con conocimiento vago e impreciso, no se puede estimar de forma precisa un valor numérico. Entonces, un enfoque más realista es el uso de etiquetas lingüísticas en lugar de valores numéricos, es decir, se asume que las variables que participan en el problema son valoradas mediante términos lingüísticos. Este enfoque es apropiado para gran cantidad de problemas, ya que permiten una representación de la información de una forma más directa y adecuada en caso de ser incapaces de expresarla de forma precisa

Normalmente, dependiendo del dominio del problema, se elige un conjunto de términos lingüísticos adecuado y se utiliza para describir el conocimiento vago o impreciso. El número de elementos en el conjunto de etiquetas determina lo que se denomina la *granularidad*, es decir, el grado de distinción entre diferentes grados de incertidumbre. En (Bonissone, 1986) se describe el uso de conjuntos de etiquetas lingüísticas con un número impar de etiquetas, donde el término medio representa “aproximadamente 0,5”, con el resto de etiquetas distribuidos simétricamente a su alrededor.

La semántica de las etiquetas lingüísticas (por ejemplo $S=\{D;MB;B,M,A,MA,E\}$) viene dada por números difusos definidos en el intervalo $[0,1]$, los cuales son descritos mediante funciones de pertenencia. Debido a que los términos lingüísticos no son más que aproximaciones dadas por individuos, se puede considerar que el uso de funciones de pertenencia trapezoidales son los suficientemente buenas como para capturar la vaguedad de las valoraciones lingüísticas, ya que obtener valores más precisos es imposible o innecesario.

Esta representación se obtiene mediante una 4-tupla (a,b,d,c) , con b y d indicando el intervalo donde la función de pertenencia es 1 y con a y c siendo los límites izquierdo y derecho de la función pertenencia. Un caso particular de este tipo de funciones de pertenencia son las triangulares que son aquellas en que, $b=d$, por lo que se representan como (a,b,c) .

En este trabajo se asignará la siguiente semántica al conjunto de 7 etiquetas:

INS = Insuficiente $(0,0,.17)$

PAS = Pasable $(0, .17, .33)$

SAT = Satisfactorio $(.17,.33,.5)$

BUE = Bueno $(.33,.5,.67)$

MBN = Muy Bueno $(.5,.67,83)$

MAT = Muy Alto $(.67,.83,1)$

PER = Perfecto $(.83,1,1)$

Gráficamente quedaría así:

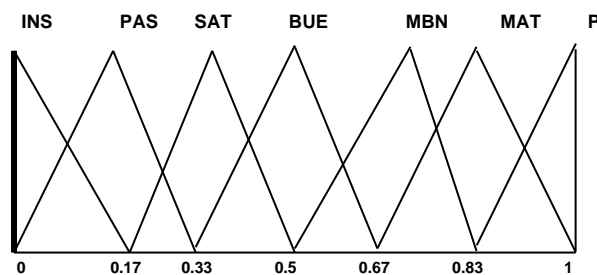


Figura 9. Representación gráfica de las etiquetas lingüística.Fuente: Santos y Guzman (2019)

Modelo híbrido entre un modelo lingüístico difuso y Microsoft Máquina de Aprendizaje, que permita seleccionar equipos de alto desempeño

La representación del modelo del proceso de Toma de Decisión en Grupo estaría dada por las siguientes fases:

1. Fase de Agregación. En el que se transforma un conjunto de valores de preferencias asociadas a diferentes expertos y/o criterios en un conjunto de valores de preferencia colectiva aplicando un operador de agregación.
2. Fase de Explotación. A partir de los valores de preferencia colectiva y aplicando un criterio de selección se obtiene un conjunto solución. Estos criterios de selección pueden estar basados en el consenso, grados de dominancia o no dominancia y cualquier otro método que nos permita obtener una ordenación de la preferencia colectiva obtenida en la fase de agregación.

Gráficamente se puede ver el modelo de resolución en la siguiente figura:

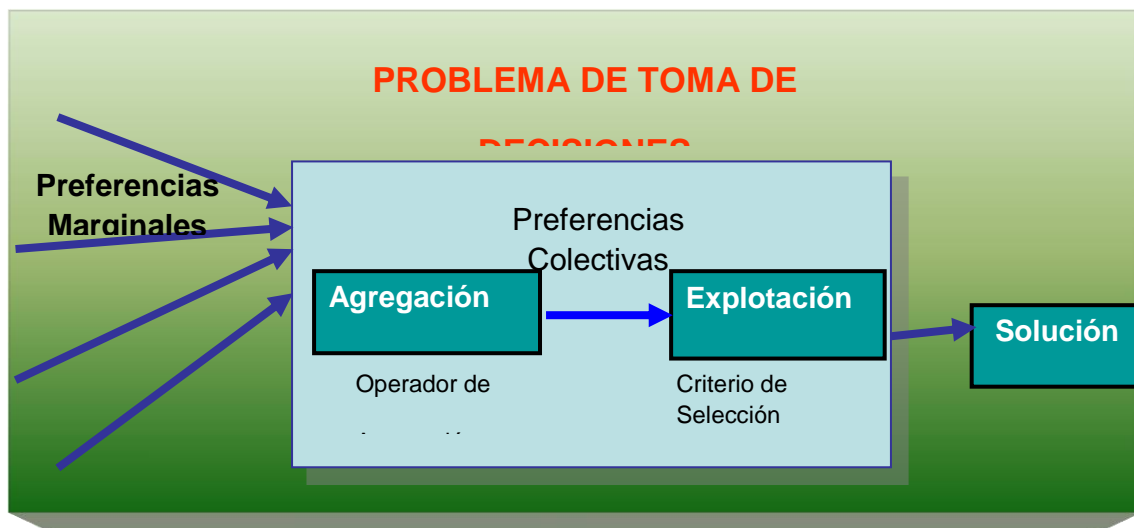


Figura 8. Modelo de Resolución para la Toma de Decisiones. Fuente: González (2019)

En los modelos de Toma de Decisión donde la información se presenta mediante preferencias lingüísticas, precisan de un operador de agregación de información lingüísticas, precisan de un operador de agregación de información lingüística para llevar a cabo la fase de agregación.

Herrera (2000) señala que para llevar a cabo estos procesos de agregación existen distintos modelos computacionales:

a. Modelo Computacional Lingüístico Basado en el Principio de Extensión

El principio de extensión (P.E.) se utiliza para generalizar las operaciones matemáticas a operaciones con conjuntos difusos. El uso de la “aritmética extendida” incrementa la vaguedad de los resultados. Los resultados obtenidos mediante la aritmética difusa son números difusos que normalmente no coinciden con ningún término lingüístico del conjunto inicial de términos, por lo que se debe aplicar un proceso de “Aproximación Lingüística” a los resultados para poder expresarlos en el dominio inicial. Un operador de agregación lingüística basado en el principio de extensión opera tal y como se describe a continuación:

$$F \text{ app}_1(.) \\ S^w \rightarrow F(R) \rightarrow S \quad (14)$$

Siendo S^w el producto cartesiano de S , F un operador de agregación basado en el principio de extensión, $F(R)$ el conjunto difusos sobre el conjunto de números reales R ,

app_1 : Es una función de aproximación lingüística que devuelve una etiqueta del conjunto de etiquetas S , cuyo significado es el más próximo a número difuso obtenido por F .

b. Modelo Computacional Simbólico

Otro modelo utilizado para operar con información lingüística es el Modelo Simbólico propuesto por Delgado en 1993, que realiza las operaciones sobre los índices de las etiquetas. Normalmente, utiliza la estructura ordenada de los conjuntos de etiquetas, $S = \{S_0, \dots, S_g\}$. Donde $S_i < S_j$ si $i < j$. Los resultados intermedios son valores numéricos, $a \in [0, g]$ los cuales deben ser

aproximados en cada paso del proceso mediante una función de aproximación, $app_2(\cdot) : [0, g] \rightarrow \{0, \dots, g\}$ que obtiene un valor numérico que se corresponde con el índice de una etiqueta lingüística del conjunto de etiquetas. Formalmente podemos expresarlo como:

$$C \quad app_2(\cdot) \\ S^n \rightarrow [0, g] \rightarrow \{0, \dots, g\} \rightarrow S \quad (15)$$

Donde C son operadores de agregación lingüística, $app_2(\cdot)$ es una función de aproximación usada para obtener un índice $\{0, \dots, g\}$ asociada a un término en $S = \{s_0, \dots, s_g\}$.

Para efectos de la presente investigación se utiliza el modelo computacional basado en el principio de extensión.

Desarrollo del modelo de selección de equipos de alto desempeño

La Universidad Valle del Momboy requiere desarrollar un modelo que le permita seleccionar personas para realizar actividades administrativas con base a criterios académicos y de aptitud, tomando en consideración algunos elementos que permitan al seleccionado llevar a cabo las labores administrativas en forma eficiente. Para el desarrollo se utilizará el modelo computacional lingüístico basado en el principio de extensión, ya que el mismo trabaja de forma aproximada y se acerca mucho a la realidad.

Este modelo comprende dos fases:

1.-Fase de Agregación: Mediante esta fase se obtendrá el valor de preferencia colectiva para cada uno de los aspirantes “C_j” a partir de la siguiente fórmula

$$C_j = \left[\sum_{i=1}^m a_{ij}, \sum_{i=1}^m b_{ij}, \sum_{i=1}^m c_{ij} \right] \quad (16)$$

Donde “m” representa el número de expertos del modelo.

Teniendo en cuenta que los valores de la preferencia colectiva obtenidos una vez aplicada la fórmula (16) son conjuntos difusos y que no se pueden directamente asociar a los valores de las etiquetas del conjunto S, se necesita

aplicar un proceso de aproximación lingüística basado en la distancia de Hamming la cuál suministra una indicación sobre aquello que diferencia a dos subconjuntos.

La distancia de Hamming entre dos números borrosos, se determinará de la siguiente forma:

$$d(A, C) = \frac{\sum |\mu_{A(x)} - \mu_{C(x)}|}{n} \quad (17)$$

CAPÍTULO IV

ABORDAJE METODOLÓGICO

La Toma de Decisiones es un área que está relacionada con gran cantidad de actividades y procesos que las personas realizan de forma habitual en sus tareas cotidianas. Un problema de Toma de Decisión en Grupo (TDG) se define como una situación de decisión en la cuál (i) hay dos o más expertos, cada uno de ellos caracterizados por sus propias percepciones, actitudes, motivaciones, conocimiento,... (ii) los cuáles reconocen la existencia de un problema común, y (iii) que intentan obtener una decisión en común.

Debido al hecho de que la información proporcionada por los principios de razonamiento humano son a menudo vagos e imprecisos, el modelado de estos problemas requiere el uso de modelos de representación adecuados para información imprecisa y operadores de agregación de este tipo de información, en este sentido, la toma decisiones en grupo bajo consenso es un proceso que se aplica a situaciones en las que se dedica un tiempo adecuado a la discusión y para problemas que el grupo sienta que requieren de su atención.

Etapas de la toma de decisión bajo consenso

Para el desarrollo de la investigación Bentancourt (2006), basándose en lo expuesto por Roubens, (1997), y Herrera (2000) diseño unas fases metodológicas

para desarrollar el proceso del diseño del modelo, las cuales se describen a continuación:

- **Identificación y Diagnóstico del Problema:** El proceso de toma de decisiones comienza con el reconocimiento de la necesidad de tomar una decisión, el mismo lo genera un problema o una disparidad entre cierto estado deseado y la condición real del momento. Una vez que el problema es identificado se debe realizar el diagnóstico y luego de esto se desarrollaran las medidas correctivas. (Ver figura anexa)

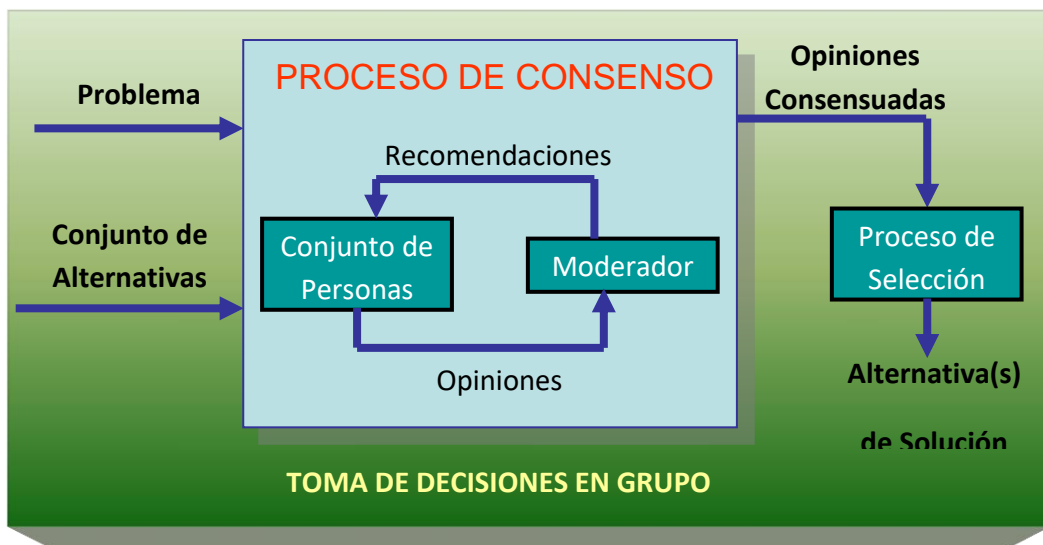


Figura 6. Etapas de la Toma de Decisión en grupo bajo Consenso. Fuente: González (2019)

- **Identificar el conjunto de alternativas:** Es la base de la toma de decisiones y no es más que desplegar las alternativas. Las personas encargadas de tomar la decisión tienen que confeccionar una lista de todas las alternativas posibles y que podrían utilizarse para resolver el problema.
- **Proceso de consenso:**
 5. Un miembro del grupo hace una propuesta. Si es necesario, se discute la propuesta.
 6. Si otros miembros tienen aprensiones sobre la propuesta, pueden sugerir modificaciones o enmiendas. El proponente intenta acomodar todas las aprensiones que hayan surgido.
 7. Cuando el proponente siente que se ha alcanzado un consenso aproximado, él o ella llaman a consenso, preguntando si alguien quiere "hacerse a un lado" o "bloquear" la propuesta. Hacerse a un lado significa "discrepo con algunos aspectos del proyecto pero mi desacuerdo no es lo bastante serio como para justificar bloquearlo". Un bloqueo funciona como un veto. Es aceptable bloquear una propuesta sólo si crees que ésta viola los principios fundamentales o propósitos del grupo, o pone en peligro la mismísima existencia del grupo.
 8. Si la propuesta es bloqueada, el proponente puede bien desechar la propuesta o continuar la discusión para poder alcanzar un acuerdo, y luego llamar a consenso nuevamente. En esta etapa los expertos discuten y cambian sus opiniones con el propósito de alcanzar un grado de acuerdo o un consenso apropiado: el moderador se encarga de comprobar el nivel de consenso entre los expertos y en caso necesario sugiere los cambios en las opiniones de los expertos para alcanzar un grado de consenso mayor.
- **Seleccionar la mejor alternativa (proceso de selección):** Una vez seleccionada la mejor alternativa se llega al final del proceso de la toma de decisiones, en el proceso racional. Esta selección es bastante simple. El tomador de decisiones sólo tiene que escoger la alternativa que tuvo la

calificación más alta. El tomador de decisiones debe ser totalmente objetivo y lógico a la hora de tomarlas, tiene que tener una meta clara y todas las acciones en el proceso de toma de decisiones llevan de manera consistente a la selección de aquellas alternativas que maximizarán la meta.

Proceso de selección

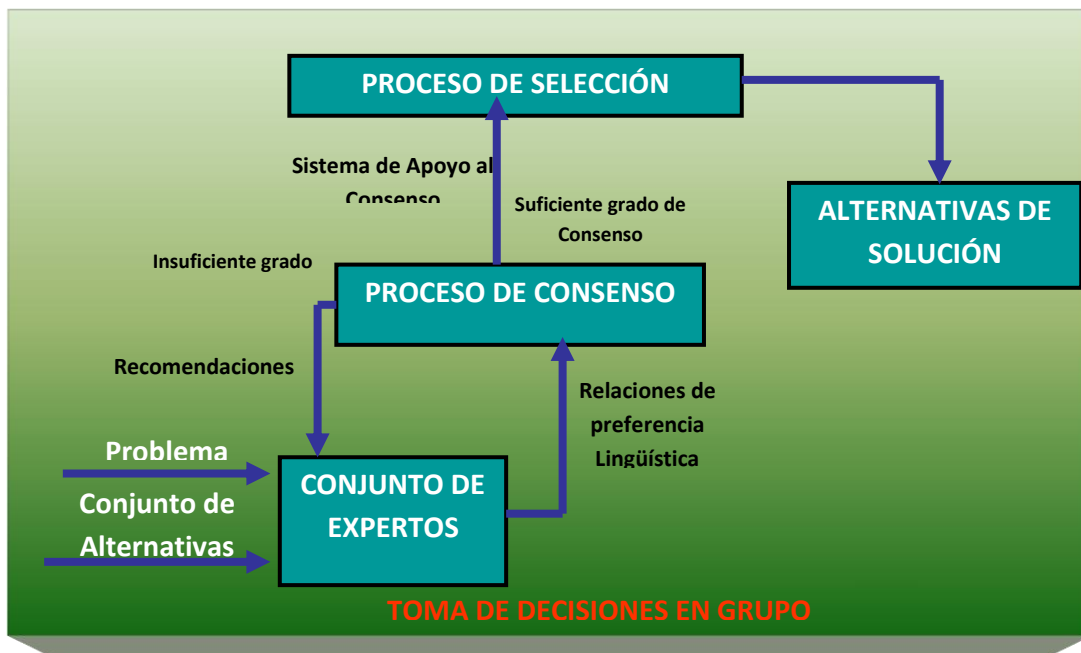


Figura 8.Proceso de Selección. Fuente: González (2019)

En el contexto difuso, un problema de TDG puede ser modelado como: un conjunto finito de alternativas, $X = \{x_1, \dots, x_n\}$, ($n \geq 2$), con un conjunto finito de expertos, $E = \{e_1, \dots, e_m\}$, ($m \geq 2$). Donde cada experto $e_k \in E$, proporciona sus preferencias sobre el conjunto de alternativas, X , mediante alguna de las siguientes estructuras:

3. *Vector de Utilidad*: Se utiliza un vector donde cada elemento representa la preferencia de cada una de las alternativas propuestas al problema: (P_1, \dots, P_n) donde P^1 es la preferencia sobre la alternativa x_1 .
4. Relación de preferencia P^k , con una función de pertenencia $\mu_{pk}: X \times X \rightarrow U$, donde $\mu_{pk}(x_1, x_j) = P_{ij}^k$ denota el grado de preferencia de la alternativa x_1 sobre x_j . Dependiendo de la naturaleza del universo del discurso de U . Si $U=S$ (conjunto de etiqueta lingüísticas).

En este estudio se utilizara relaciones de preferencia lingüística en las que los grados de preferencia están valorados mediante etiquetas lingüísticas pertenecientes a un conjunto de etiquetas S .

Según Roubens, (1997), un proceso de TDG se compone de dos fases

3. Fase de Agregación: En esta fase se combinan las preferencias individuales de los distintos expertos para obtener un valor de preferencia colectiva sobre cada alternativa.
4. Fase de Explotación: En esta se aplica un criterio de precedencia que ordena los valores de preferencia colectiva. De esta forma se obtiene la alternativa o conjunto de alternativas solución al problema.

Según expresa Herrera (2000), en la literatura científica se puede encontrar diferentes modelos computacionales que ayudan a realizar la fase de agregación tanto en el contexto numérico $([0,1])$ como en un contexto lingüístico, en el presente trabajo se utiliza un modelo lingüístico para la resolución de procesos de decisión cuando se trabaja con problemas definidos en un contexto con imprecisión o vago. Este modelo se aplicará a un problema simple de toma de decisiones en grupo en la Universidad Valle del Momboy.

Enfoque Lingüístico Difuso

Zadeh, (1975), manifiesta, que cuando se trabaja con conocimiento vago e impreciso, no se puede estimar de forma precisa un valor numérico. Entonces, un enfoque más realista es el uso de etiquetas lingüísticas en lugar de valores numéricos, es decir, se asume que las variables que participan en el problema son valoradas mediante términos lingüísticos. Este enfoque es apropiado para gran cantidad de problemas, ya que permiten una representación de la información de una forma más directa y adecuada en caso de ser incapaces de expresarla de forma precisa

Normalmente, dependiendo del dominio del problema, se elige un conjunto de términos lingüísticos adecuado y se utiliza para describir el conocimiento vago o impreciso. El número de elementos en el conjunto de etiquetas determina lo que se denomina la *granularidad*, es decir, el grado de distinción entre diferentes grados de incertidumbre. En (Bonissone, 1986) se describe el uso de conjuntos de etiquetas lingüísticas con un número impar de etiquetas, donde el término medio representa “aproximadamente 0,5”, con el resto de etiquetas distribuidos simétricamente a su alrededor.

La semántica de las etiquetas lingüísticas (por ejemplo $S = \{D; MB; B, M, A, MA, E\}$) viene dada por números difusos definidos en el intervalo $[0,1]$, los cuales son descritos mediante funciones de pertenencia. Debido a que los términos lingüísticos no son más que aproximaciones dadas por individuos, se puede considerar que el uso de funciones de pertenencia trapezoidales son los suficientemente buenas como para capturar la vaguedad de las valoraciones lingüísticas, ya que obtener valores más precisos es imposible o innecesario.

Esta representación se obtiene mediante una 4-tupla (a,b,d,c) , con b y d indicando el intervalo donde la función de pertenencia es 1 y con a y c siendo los límites izquierdo y derecho de la función pertenencia. Un caso particular de este tipo de funciones de pertenencia son las triangulares que son aquellas en que, $b=d$, por lo que se representan como (a,b,c) .

En este trabajo se asignará la siguiente semántica al conjunto de 7 etiquetas:

INS = Insuficiente $(0,0,.17)$

PAS = Pasable $(0, .17, .33)$

SAT = Satisfactorio $(.17,.33,.5)$

BUE = Bueno $(.33,.5,.67)$

MBN = Muy Bueno $(.5,.67,83)$

MAT = Muy Alto $(.67,.83,1)$

PER = Perfecto $(.83,1,1)$

Gráficamente quedaría así:

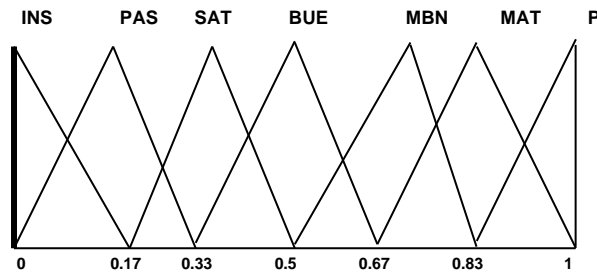


Figura 9. Representación gráfica de las etiquetas lingüística. Fuente: González (2019)

Modelo híbrido entre un modelo lingüístico difuso y Microsoft Máquina de Aprendizaje, que permita seleccionar equipos de alto desempeño

La representación del modelo del proceso de Toma de Decisión en Grupo estaría dada por las siguientes fases:

3. Fase de Agregación. En el que se transforma un conjunto de valores de preferencias asociadas a diferentes expertos y/o criterios en un conjunto de valores de preferencia colectiva aplicando un operador de agregación.
4. Fase de Explotación. A partir de los valores de preferencia colectiva y aplicando un criterio de selección se obtiene un conjunto solución. Estos criterios de selección pueden estar basados en el consenso, grados de dominancia o no dominancia y cualquier otro método que nos permita obtener una ordenación de la preferencia colectiva obtenida en la fase de agregación.

Gráficamente se puede ver el modelo de resolución en la siguiente figura:



Figura 10. Modelo de Resolución para la Toma de Decisiones. Fuente: González (2019)

En los modelos de Toma de Decisión donde la información se presenta mediante preferencias lingüísticas, precisan de un operador de agregación de información lingüísticas, precisan de un operador de agregación de información lingüística para llevar a cabo la fase de agregación.

Herrera (2000) señala que para llevar a cabo estos procesos de agregación existen distintos modelos computacionales:

c. Modelo Computacional Lingüístico Basado en el Principio de Extensión

El principio de extensión (P.E.) se utiliza para generalizar las operaciones matemáticas a operaciones con conjuntos difusos. El uso de la “aritmética extendida” incrementa la vaguedad de los resultados. Los resultados obtenidos mediante la aritmética difusa son números difusos que normalmente no coinciden con ningún término lingüístico del conjunto inicial de términos, por lo que se debe aplicar un proceso de “Aproximación Lingüística” a los resultados para poder expresarlos en el dominio inicial. Un operador de agregación lingüística basado en el principio de extensión opera tal y como se describe a continuación:

$$F \text{ app}_1(.) \\ S^w \rightarrow F(R) \rightarrow S \quad (14)$$

Siendo S^w el producto cartesiano de S , F un operador de agregación basado en el principio de extensión, $F(R)$ el conjunto difusos sobre el conjunto de números reales R ,

app1: Es una función de aproximación lingüística que devuelve una etiqueta del conjunto de etiquetas S , cuyo significado es el más próximo a número difuso obtenido por F .

d. Modelo Computacional Simbólico

Otro modelo utilizado para operar con información lingüística es el Modelo Simbólico propuesto por Delgado en 1993, que realiza las operaciones sobre los índices de las etiquetas. Normalmente, utiliza la estructura ordenada de los conjuntos de etiquetas, $S = \{s_0, \dots, s_g\}$. Donde $s_i < s_j$ si $i < j$. Los resultados intermedios son valores numéricos, a $\epsilon[0, g]$ los cuales deben ser aproximados en cada paso del proceso mediante una función de aproximación, $app_2(\cdot) : [0, g] \rightarrow \{0, \dots, g\}$ que obtiene un valor numérico que se corresponde con el índice de una etiqueta lingüística del conjunto de etiquetas. Formalmente podemos expresarlo como:

$$C \quad app_2(\cdot) \\ S^n \rightarrow [0, g] \rightarrow \{0, \dots, g\} \rightarrow S \quad (15)$$

Donde C son operadores de agregación lingüística, $app_2(\cdot)$ es una función de aproximación usada para obtener un índice $\{0, \dots, g\}$ asociada a un término en $S = \{s_0, \dots, s_g\}$.

Para efectos de la presente investigación se utiliza el modelo computacional basado en el principio de extensión

Desarrollo del modelo propuesto para la evolución del aprendizaje.

Se requiere desarrollar un modelo que permita a los docentes evaluar el aprendizaje de los estudiantes utilizando otro criterio, que no sea el mismo de la escala del cero al veinte, es decir que la misma se ajuste a si el estudiante aprendió.

Para el desarrollo se utilizará la lógica difusa difusa, utilizando etiquetas lingüísticas, basado en **el Modelo Mandani**

Una variable importante en el proceso de construcción y apropiación del conocimiento es el tipo de práctica evaluativa que se realiza. En esta se puede

o bien abonar u obstaculizar la adquisición del conocimiento del estudiante. En general, cuando se alude a la evaluación en el ámbito académico suele decirse que es llevada a cabo “mediante un proceso” pero, contrario a esto, en general, el docente concluye realizando el control y registro de los resultados, supuestamente objetivos, obtenidos de pruebas o exámenes parciales. La evaluación, dentro del proceso de enseñanza y aprendizaje, es un área compleja y controversial, que sirve para acreditar como para diagnosticar, retroalimentar, reflexionar, regular y optimizar los aprendizajes

Tres son las fases o etapas que pueden distinguirse en la evaluación, claramente diferenciadas aunque complementarias: diagnóstico inicial, evaluación diagnóstica continua y acreditación. La primera tiene como objetivo establecer y reconocer los saberes que han incorporado los alumnos en años previos para delinear la propuesta de enseñanza y repensar la práctica docente, para proponer actividades adecuadas a los conocimientos y herramientas disponibles en la matriz cognoscitiva de los alumnos, y plantear adecuadamente los objetivos en función del grupo de alumnos. La segunda se aboca en recabar información sobre los saberes adquiridos por los estudiantes durante el proceso de enseñanza y aprendizaje, a efectos de repensar la enseñanza, como también, establecer criterios tendientes a examinar los resultados de los aprendizajes de manera reflexiva y argumentada, para repensar la práctica docente. La tercera centra su atención en la verificación de resultados para certificar y legitimar los conocimientos detentados ante la institución y la sociedad. Es fundamental incorporar instrumentos de evaluación que posibiliten recabar datos para el diseño de actividades más complejas y acordes a los objetivos planteados, al tiempo que permitan evaluar el proceso de aprendizaje.

Los controladores difusos son dispositivos de inferencia que permiten interpretar las reglas del tipo si-entonces, las cuales cuantifican en forma difusa, la descripción lingüística indicada por el experto, acerca de cómo realizar el control de una determinada tarea. Los controladores difusos están conformados por el motor de inferencia y la base de conocimiento. La base de conocimiento se construye a partir del conocimiento y experiencia del experto, de manera que el controlador difuso emule la tarea realizada por éste. De

acuerdo al tipo de aplicación en el que se emplee, pueden incorporarse dos elementos adicionales: el fusificador (fuzzifier) y el defusificador (defuzzifier). Estos elementos permiten conectar al controlador difuso con el entorno real. Si el sistema de entrada es un conjunto difuso, obviamente no es necesario utilizar un fusificador. En la Figura 1 se exponen, las variables de entrada correspondientes a un universo de discurso X y un conjunto de reglas de inferencia difusas que permiten generar el conjunto de variables de salida

Pertenecientes al universo de discurso. Figura 1: Diagrama en bloques de un controlador difuso

Variables de Entrada

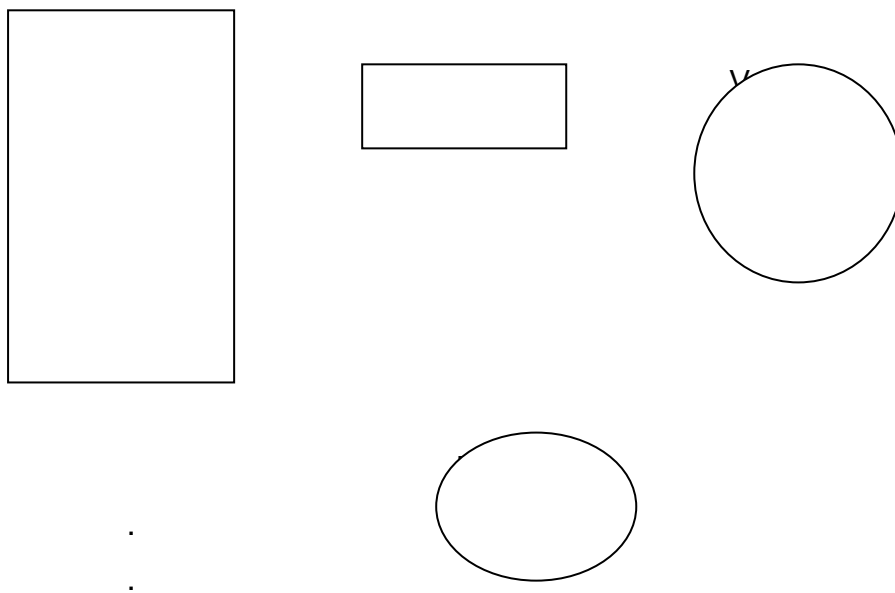


Figura 11. Representación grafica de un controlador difuso. Fuente: González (2019)

La investigación exploratoria efectuada tomó como objeto de estudio las evaluaciones de dos cursos de la asignatura Matemáticas I , de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Valle del Momboy, correspondientes a las cohortes 2018B y 2018C, la cual se dicta en el segundo semestre de las carreras de ingeniería. La metodología que se propone para desarrollar el modelo difuso de aprendizaje, consta de cuatro grupos de acciones claramente diferenciados: a) delimitación de las instancias de evaluación y acreditación, b) selección de la herramienta de modelado difuso, c) diseño y desarrollo del sistema de controladores difusos y d) comparación de resultados con los provenientes de la metodología tradicional llevada a cabo en la cátedra.

Delimitación de las instancias de evaluación.

La forma como se dicta la asignatura Matemáticas I en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Valle del Momboy es presencial, con dos encuentros semanales de tres horas cada uno, donde la modalidad de trabajo se caracteriza por la combinación de clases teórico-prácticas, además de actividades de investigación y resolución de problemas en la modalidad virtual. Se propone Evaluación individual del estudiante y evaluación grupal, no mayor a tres estudiantes con defensa de los trabajos.

Para evaluar el desempeño de los estudiantes o del grupo al que pertenece se propone los siguientes aspectos que conforman la Actitud-proactiva: comportamiento participativo en clase, cumplimiento de tareas o actividades asignadas, interacción con los restantes integrantes del grupo de pertenencia como con los restantes integrantes del curso, compartir sus aprendizajes con sus compañeros.

Selección de la Herramienta de Modelado Difuso

Para modelar los conjuntos difusos y sistemas de inferencia se propone el software Matlab. Con la herramienta "FIS" (Fuzzy Inference System), que es un editor para modelar controladores difusos del tipo Mamdani y/o Sugeno. Para la definición de las reglas de inferencia se propone la arquitectura Mamdani.

Se propone diseñar el Sistema de Controladores Difusos para la evaluación de los exámenes parciales y recuperativos.

Actitud proactiva: las etiquetas lingüísticas que se proponen son: baja, media, alta. Respecto de la variable de salida las etiquetas son: muy bien, distinguido, sobresaliente. Tanto las variables de entrada como de salida se han normalizado en un intervalo de valores comprendido entre 0,6 y 1, el cual constituye el respectivo universo de discurso de la variable.

CAPÍTULO VI

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Conclusiones

Al desarrollar el presente trabajo de investigación, es importante partir del hecho de que la lógica difusa es una teoría que trata de incorporar a los sistemas de ingeniería el conocimiento humano y tiene como objetivo elaborar razonamientos aproximados a partir de premisas imprecisas, esto se logra en función de que la lógica difusa (LD) ofrece una posibilidad debido a su habilidad para procesar simultáneamente la información “subjetiva” proveniente de expertos y la información “objetiva” recopilada mediante datos.

En el presente trabajo se propone diseñar un modelo difuso de evaluación y construirse un sistema de dos controladores difusos para la obtención de las calificaciones de los estudiantes de Matemáticas I de los cohortes 2018B y 2019C de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Valle del Momboy. Se deben considerar todas las instancias y fases de evaluación. Para la construcción de los dos controladores difusos, se propone utilizar el software Matlab, ya que cuenta en su entorno con la herramienta FIS, para el modelado de controladores difusos, en tal sentido se utilizó la arquitectura MAMDANI. En ambos casos la cantidad de variables de entrada que se deben utilizar son de 7 y 1 respectivamente. Los investigadores creemos que elaborar el modelo difuso de evaluación del aprendizaje de los estudiantes, se obtendrá una nota mas equitativa, que la que se obtiene con la metodología tradicional que realizan los docentes.

Recomendaciones

Se recomienda a las autoridades de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Valle del momboy lo siguiente:

Continuar con la investigación con estudiantes de Ingeniería Industrial, para el levantamiento de la información acerca de los distintos modelos difusos, así con de la lógica difusa, de tal manera que la puedan utilizar en otras situaciones.

Buscar al menos tres estudiantes de la carrera de Ingeniería en Computación, para que realicen la programación de los mismos.

Evangelizar a los docentes de la Facultad de Ingeniería en la utilización del modelo difuso de evaluación del aprendizaje, una vez que esté implantado.

Realizar conversatorios con los docentes sobre las bondades de este nuevo paradigma de evaluación a implantarse en la Facultad de Ingeniería

Difundir entre los estudiantes esta nueva metodología propuesta de evaluación del desempeño.

:

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aprenda Matlab 6.1 Como si Estuviera en Primera por Javier García Jalón [Página Web en Línea][Consulta: mayo 2017]<http://mat21.etsii.upm.es/ayudainf/aprendainf/Matlab61/Matlab61pro.pdf>
- Aprenda Matlab 6.1 Como si Estuviera en Primero [Página Web en Línea]http://members.tripod.com/jesus_alfonso_lopez/FuzzyIntro2.html[Consulta: mayo 2017]
- Bonissone, P. And Decker (1986) S. Selecting uncertainty calculi and granularity: An experiment in trading-off precision and complexity. *Uncertainty in Artificial Intelligence*, pp 217-247.
- Bourguet Díaz Rafael E y Rogelio Soto Rodríguez (2003) *Modelación de sistemas complejos con dinámica de sistemas y lógica difusa*. Mexico: mc Graw Hill
- Chappell, D (2015) *Introducing Azure Machine Learning. Manual*
- Corzo, Yuliana (2005) *La lógica difusa*. Universidad de Oriente. Porlamar, Venezuela, en revista electrónica de Matemática, física y astronomía. [Página Web en Línea]http://www.galeon.com_casanchi7index. e-mail yulianacorzo@cantv.net
- González-Morcillo, C. Jiménez,L Mejora de un Sistema de Captura de Movimiento mediante modelos teóricos y algoritmos de Inteligencia Artificial: Proyecto Pin8. [Página Web en Línea]<http://www.infcr.uclm.es/www/cglez/pin8/Pin8Setup.exe>[Consulta: mayo 2017]

González-Morcillo, Carlos y Luís Jiménez (2004) Aplicación de lógica difusa en sistemas de captura del movimiento, [Página Web en Línea]<http://www.infcr.uclm.es/www/cglez/pin8/Pin8Setup.exe>[Consulta: mayo 2017]

Gutiérrez Juan David et al. (2004) Lógica difusa como herramienta para la bioindicación de la calidad del agua con macroinvertebrados acuáticos en la sabana de Bogotá Colombia. . Departamento de Biología, Universidad Nacional De Colombia, Bogotá, Colombia.jdgtierrez@unal.edu.coRevista electrónica Gutiérrez et Caldasia 26(1) 2004: 161-172 [Consulta: abril 2017]

Herrera, F. and Martinez, L. A (2000), 2-Tuple Linguistic Representation Model for Computing with Words. IEEE Trans. On Fuzzy Systems. (December pp 746-752.)

J. Wesley Hines 1997. Fuzzy and neural approaches in engineering. New york: A Willey –interscience publication

James McPhee y William W-G. Yeh (2003) Sistema de soporte de decisiones para gestión sustentable de aguas subterráneas. Universidad de California, Los Angeles, y Universidad de Chile. email: williamy@seas.ucla.edu y email: jmcphee@ing.uchile.cl[Consulta: mayo 2017]

James McPhee y William W-G. Yeh (2004).**Bomba de Flujo Pulsátil para Circulación Extracorpórea BECAP**, Universidad de California, Los Ángeles, email: williamy@seas.ucla.edu y email: jmcphee@ing.uchile.cl[Consulta: mayo 2017]

Mamdani, [E.H. y Assilian, S An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller, Int. [Página Web en Línea]J. Man-Mach, Studies, 7, 1-13, 1975.<http://www.infcr.uclm.es/www/cglez/pin8/Pin8Setup.exe>[Consulta: mayo 2017]

Martínez B. Fanny C. (2003) Aplicación de indicadores de lógica difusa a la estimación de parámetros hidrológicos. Aplicación al acuífero de planicie aluvial del río Motatan

Medina César, Mónica Espinosa (2003) La toma de decisiones en un mundo posmoderno: de la racionalidad al caos . Revista Gestión y estrategia Edición internet Profesores Investigadores del Departamento de Administración de la UAM-Azcapotzalco

Montbrun De Di Filippo, Jenny (2003) Uso de la Lógica Difusa como Metodología de Modelaje. El Cálculo de la Caída de Presión en Sistemas Bifásicos. Trabajo de ascenso. Universidad Simón Bolívar. Caracas Venezuela.

Moreno-Garcia, L. Jimenez, J.J. Castro-Scez, L. Rodriguez, (2004) A linguistic modelling approach for dynamics systems by using Temporal Fuzzy Models, Subm. to Int. Journal of Approximate Reasoning, 2004.[Página Web en Línea]<http://www.infcr.uclm.es/www/cglez/pin8/Pin8Setup.exe>[Consulta: mayo 2017]

Pavesi P. (1998) Modelo de Cálculo Decisorio, Mimeo, México, CIDE.

Pérez Iván (2004) Modelo de Toma de Decisiones Lingüístico Difuso en Grupo. Trabajo de grado para optar al grado Maestría en Administración de empresas de la Universidad Valle del Momboy

Roubens, m. Fuzzy sets and decision analysis. Fuzzy Sets and Systems 90. (1997), pp 199-206. European Journal of Operational Research, 139,

Roubens, m. Fuzzy sets and decision analysis. Fuzzy Sets and Systems 90. (2002), European Journal of Operational Research, pp 166-177.

Zadeh, L.A. The concept of a linguistic variable and its applications to approximate (1975)

DIRECCIONES ELECTRÓNICAS DE REFERENCIA

Ángel Garcimartín Introducción a Matlab por [Página Web en Línea]<http://fisica.unav.es/~angel/Matlab/Matlab0.html>[Consulta: agosto 2019]

Introducción a la Lógica Difusa [Página Web en Línea]<http://mec21.etsii.upm.es/ayudainf/aprendainf/Matlab53/Matlab53.pdf>[Consulta: septiembre 2019]

Inteligencia Computacional [Página Web en Línea]http://members.tripod.com/jesus_alfonso_lopez/index.html[Consulta : septiembre 2019]

Introducción a la Lógica Difusa [Página Web en Línea]<http://www.navegante.net.co/car-vill/Matlab.html>[Consulta: septiembre 2019]



VICERRECTORADO
FACULTAD DE INGENIERÍA

VEREDICTO

Nosotros, Prof. Iván Pérez, Profa. Marilyn Briceño y Profa. Yumary Valecillos, designados como miembros del Jurado Examinador del Trabajo Especial de Grado titulado: **"MODELO DIFUSO DE EVALUACIÓN DE APRENDIZAJE"**, que presenta el Bachiller **EMILIO ALEJANDRO GONZÁLEZ PAREDES**, portador de la Cédula de Identidad N° **27.029.659**, nos hemos reunido para revisar dicho Trabajo y después de la presentación, defensa e interrogatorio correspondiente lo hemos calificado con: **VEINTE (20)** puntos, de acuerdo con las normas vigentes dictadas por el Consejo Universitario de la Universidad Valle del Momboy, referente a la evaluación de los Trabajos Especiales de Grado para optar al título de Ingeniero Industrial.

En fe de lo cual firmamos, en Valera a los veintidós (22) días del mes de noviembre de dos mil diecinueve (2019).

Profa. Yumary Valecillos
C.I. 14.151.309
JURADO

Prof. Iván Pérez
C.I. 4.884.756
TUTOR

Profa. Marilyn Briceño
C.I. 13.205.436
PRESIDENTE DEL JURADO

Profa. Claribel Silva
C.I.- N° 12.540.703
DECANA

Prof. Héctor R. Barazarte Urbina
C.I.- N° 9.150.645
VICERRECTOR

