

Tipo de artículo: Artículo original
Temática: Inteligencia artificial
Recibido: 25/07/19 | Aceptado: 23/09/19

Operador por selección para la agregación de información en Mapa Cognitivo Difuso

Operator by selection for the aggregation of information in Diffuse Cognitive Map

Omar Mar Cornelio^{1*} <https://orcid.org/0000-0002-0689-6341>

Iván Santana Ching^{2*} <https://orcid.org/0000-0001-5089-520X>

Jorge Gulín González^{3*} <https://orcid.org/0000-0001-7912-2665>

¹ Centro de Estudio de Matemática Computacional, Facultad de Ciencias y Tecnologías Computacionales, Universidad de las Ciencias Informáticas. omarmar@uci.cu, guling@uci.cu

² Facultad de Ingeniería Eléctrica, Universidad Central "Marta Abreu" de las Villas. ching@uclv.cu

*Autor para la correspondencia: omarmar@uci.cu

RESUMEN

La evaluación de habilidades permite la clasificación de individuos para la toma de decisiones. Las habilidades pueden ser modeladas mediante sus relaciones causales, siendo necesario desde el punto de vista computacional utilizar técnicas de *Soft Computing*. En este sentido los Mapas Cognitivos Difusos (FCM) permiten representar las relaciones causales de diferentes conceptos. Sin embargo, los FCM no contemplan al conjunto de criterios clásicos empleados para la toma de decisiones, lo que imposibilita la evaluación de habilidades desde diferentes escenarios como pudiera ser, el optimista o pesimista. Un escenario de implementación pesimista, representaría la naturaleza menos favorable de la inferencia, mientras que el escenario optimista representaría la inferencia más favorable. En la presente investigación

describe una solución a la problemática planteada mediante la implementación de un operador para la agregación de información en FCM que integra la selección de tres criterios para la toma de decisiones. Se implementa un caso de estudio con la utilización del operador de agregación en el que se evalúa la habilidad para determinar la toma de decisiones sobre el acceso a prácticas de laboratorios en un Sistema de Laboratorios Remotos.

Palabras clave: Operador de agregación; toma de decisiones; mapa cognitivo difuso; relaciones causales.

ABSTRACT

The evaluation of skills allows the classification of entities for decision making. The skills can be modeled by their causal relationships, requiring from the computational point of view the application of Soft Computing techniques. In this sense, Fuzzy Cognitive Maps (FCM) allows to represent the causal relationships of different concepts. However, there are several existing criteria for decision making that may affect the result of the evaluation of skills that are not contemplated in the FCM. The present investigation describes a solution to this problem one raised by means of the implementation of an operator for the aggregation of information in FCM that integrates the selection of three criteria for the taking of decisions. With the use of the aggregation operator is implemented a case study. In this is evaluated the ability to determine the decision making on access to laboratory practices in a Distance Laboratory System.

Keywords: Aggregation operator; decision making; diffuse cognitive map; causal relationships.

Introducción

La toma de decisiones es un proceso de selección entre cursos de alternativas, basado en un conjunto de criterios, para alcanzar uno o más objetivos (HERBERT 1960), (FINCOWSKY 2011). El proceso decisional se compone de cuatro etapas fundamentales (MARTÍNEZ, E. 1998):

1. Diagnóstico: Consiste en detectar cuál es el problema o conjunto de problemas que afectan el proceso.
2. Diseño: Modela las diferentes alternativas gracias a las cuales, a priori, es posible solucionar el problema diagnosticado. Deben cumplirse tres principios: Exclusividad, donde una estrategia supone el rechazo de las demás. Exhaustividad, se deben incluir todas las posibles formas de actuación. Viabilidad, deben ser viable desde el punto de vista, técnico, operativo, financiero, etc.
3. Elección: Fase en la cual es seleccionada la mejor estrategia o alternativa del conjunto.
4. Revisión: Se lleva a cabo un análisis sobre el grado en el que la estrategia seleccionada y ejecutada ha conseguido resolver el problema.

Los problemas de toma de decisiones pueden ser clasificados según el ambiente de decisión como problema de toma de decisiones en ambiente de certidumbre, ambiente de incertidumbre y ambiente de riesgo (TAMES and CAMPOS 2020). En un problema de toma de decisiones en ambiente de certidumbre se conocen con precisión los elementos que intervienen en el problema donde es posible asignar un valor exacto de utilidad a la alternativa involucrada.

Para un problema de toma de decisiones en ambiente de incertidumbre no se cuenta con la información necesaria o esta es imprecisa, se asocia a criterios subjetivos del problema que se analiza. El resultado de la inferencia está condicionado por el método y configuración utilizada considerandos un problema complejo de decisión.

En procesos de toma de decisiones, representar la causalidad permite modelar la causa o efecto de un determinado evento (MARTÍNEZ, FRANCISCO ZAMORA 2012). Existen diferentes tipos de causalidad donde cada modelo causal se puede representar por un grafo (GOODIER *et al.* 2010), (GONZÁLEZ 2013) tal como representa la Figura 1.

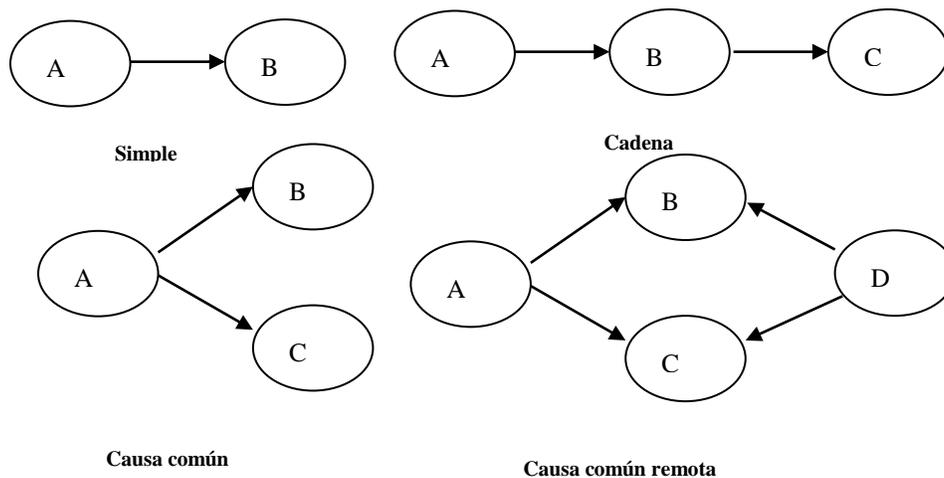


Fig 1- Ejemplo de grafos causales (GOODIER *et al.* 2010).

La causalidad se expresa mediante una relación precisa, en la vida cotidiana las personas son capaces a partir de su conocimiento empírico, de elaborar representaciones mentales de fenómenos reales, la fiabilidad de la inferencia estaría condicionada por el nivel de experticia para interpretar la realidad, por lo tanto, si se modela correctamente la causalidad de un determinado concepto, es posible predecir su efecto.

Para la representación de la causalidad desde el punto de vista computacional, la literatura científica recoge fundamentalmente dos técnicas: las Redes Bayesianas (PEARL 2009) y los Mapas Cognitivos Difusos (FCM) (PAPAGEORGIU and SALMERON 2013), para el contexto de la presente investigación se utilizará este último.

Los FCM son una técnica que permite representar las relaciones causales de diferentes conceptos, propuesta por Kosko (KOSKO 1986) como una extensión de los Mapas Cognitivos empleando valores difusos en un intervalo de $[-1,1]$ (SALMERON 2009). Los FCM se representan mediante modelos difusos con retroalimentación para representar causalidad (GLYKAS and GROUMPOS 2010).

Cada nodo constituye un concepto causal, esta característica hace que la representación sea flexible para visualizar el conocimiento humano. La matriz de adyacencia se obtiene a partir los valores asignados a los arcos (LEYVA-VÁZQUEZ *et al.* 2013),(GONZALO NÁPOLES *et al.* 2018) tal como expresa la Figura 2.

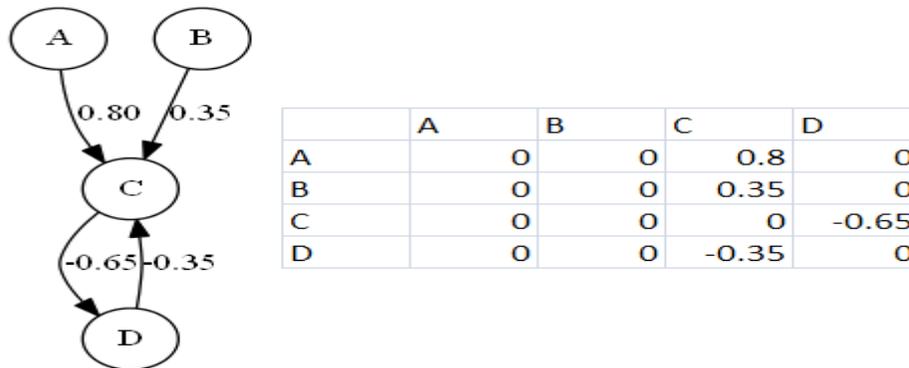


Fig.2 - Mapa cognitivo difuso y su correspondiente matriz de adyacencia (LEYVA-VÁZQUEZ *et al.* 2013).

En el FCM existen tres posibles tipos de relaciones causales entre conceptos (GONZALO NÁPOLES *et al.* 2018):

1. $W_{ij} > 0$, Indica una causalidad positiva entre los conceptos C_j y C_i . Es decir, el incremento (o disminución) en el valor de C_j lleva al incremento (o disminución) en el valor de C_i
2. $W_{ij} < 0$, Indica una causalidad negativa entre los conceptos C_j y C_i . Es decir, el incremento (o disminución) en el valor de C_j lleva al disminución (o incremento) en el valor de C_i .
3. $W_{ij} = 0$, Indica la no existencia de relaciones entre los conceptos C_j y C_i .

Entre los diferentes criterios para la toma de decisiones, se destacan cinco criterios clásicos: Optimista, Pesimista o de Wald, el criterio de Hurwicz, entre otros.

Sin embargo, los FCM no contemplan al conjunto de criterios clásicos empleados para la toma de decisiones, lo que imposibilita la evaluación de habilidades desde diferentes escenarios como pudiera ser, el optimista o pesimista. Un escenario de implementación pesimista, representaría la naturaleza menos favorable de la inferencia, mientras que el escenario optimista representaría la inferencia más favorable. La presente investigación tiene como objetivo la implementación de un operador de agregación de información que integra la selección de tres criterios clásicos para la toma de decisiones

Métodos o Metodología Computacional

Los operadores de agregación son funciones matemáticas utilizadas en procesos de toma de decisiones (GRAU and GRAU 2012), (MAR *et al.* 2016) combinan más de un valor en un dominio D y devuelven un valor único. Dentro de los principales operadores para la agregación de información se encuentra la media aritmética y media ponderada (PÉREZ 2014), (MAR *et al.* 2015) tal como se define a continuación:

Definición 1. Un operador WA es una función $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ de dimensión n si tiene asociado un vector de pesos V , con $v_i \in [0,1]$ y $\sum_{i=1}^n v_i = 1$, expresado de la siguiente forma:

$$WA(a_1, \dots, a_n) = \sum_{i=1}^n v_i a_i \quad (1)$$

Donde v_i representa la importancia de la fuente a_i .

Un operador de agregación de información (OWA *Ordered Weighted Averaging* por sus siglas en Inglés), Media Ponderada Ordenada propuesto por (YAGER 1988), permite unificar los criterios clásicos de decisión de incertidumbre en una expresión (FILEV and YAGER 1998).

Definición 2. Un operador OWA es una función $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ de dimensión n si tiene un vector asociado W de dimensión n con $w_j \in [0,1]$ y $\sum_{j=1}^n w_j = 1$, de forma tal que:

$$F(a_1, a_2, \dots, a_n) = \sum_{j=1}^n w_j b_j \quad (2)$$

donde b_j es el j -ésimo más grande de los a_j .

Cada familia de operadores es utilizada en diferentes contextos. Existen varias formulaciones de operadores de agregación que unifican los operadores WA y OWA combinando las ventajas de ambos (MERIGÓ and GIL 2010), (DAVID LUIS and JULIO CÉSAR 2014).

Propuesta de operador de agregación de información

Para la presente investigación se empleó el operador (*Ordered Weighted Averaging Weighted Averaging* OWAWA) debido a su elevada flexibilidad (MERIGÓ 2008), (MAR *et al.* 2017). Además de unificar los operadores OWA y media aritmética WA, permite reflejar el grado en que se quiere considerar cada uno de ellos.

El autor extiende la definición del operador OWAWA para el trabajo con múltiples funciones por selección en su entrada Δ_x -OWAWA:

Definición 3. Sea $Odn = (Odn_1, \dots, Odn_n)$ un vector de pesos de dimensión n de forma tal que $\sum_{j=1}^n Odn_j = 1$ y $Odn_j \in [0,1]$, relacionado con el operador WA y α un vector de peso de dimensión n, con una función de configuración ∇_x de modo que $\sum_{i=1}^n \alpha_{\nabla_{x_i}} = 1$ y $\alpha_{\nabla_{x_j}} \in [0,1]$, tal que:

$$\alpha_{\nabla_x}(Odn_1, Odn_2, \dots, Odn_n) = \sum_{j=1}^n w_j b_j, \text{ Conf} \quad (3)$$

donde α_{∇_x} : representa la función resultante influenciada por una función inicial de configuración ∇_x para los atributos de Odn_n .

Conf: representa el comportamiento asumido por los W_j, Odn_n a partir de la configuración ∇_x .

W_j : vector de pesos de dimensión n influenciado por la función de configuración ∇_x de los Odn_n .

b_j : es el j-ésimo influenciado por una función inicial de configuración ∇_x de las Preferencias en j.

La función de configuración ∇x , representa una agrupación de criterios clásicos para la toma de decisiones para lo cual se utilizan tres criterios fundamentales y se comporta de la siguiente manera:

Para $\nabla x=1$: representa un estado de optimismo. Esta función es recomendada para los casos donde las prácticas de laboratorios diseñadas no representan alto grado de complejidad y posee alto grado de tolerancia a fallo. El optimismo representa el estado de la naturaleza más favorable, es conocido como máximo y se formaliza tal como muestra la ecuación 4:

$$Decisión = \text{Max}\{E_i\} = \text{Max}\left[\text{Max}\{a_j\}\right] \quad (4)$$

Para $\nabla x=2$: representa el estado Pesimista o de Wald: Propuesto por Wald en 1950 (WALD 1950), representa el estado de la naturaleza más desfavorable escogido para cada alternativa. Esta función es recomendada para los casos donde las prácticas de laboratorios diseñadas representan alto grado de complejidad y se requiere que las alternativas demuestren alto grado en sus habilidades. Este método se conoce comúnmente como maximin. Se formula tal como muestra la ecuación 5:

$$Decisión = \text{Max}\{E_i\} = \text{Max}\left[\text{Min}\{a_j\}\right] \quad (5)$$

Para $\nabla x=3$ representa un estado medio conocido como criterio de Hurwicz. Propuesto por Hurwicz en 1951 (HURWICZ 1957), se puede considerar como una combinación entre el criterio optimista y el criterio pesimista. Consiste en ponderar un coeficiente de optimismo y otro de pesimismo al mejor y peor caso respectivamente, se suman los dos valores y se escoge aquella alternativa que proporcione un mayor resultado. Se formula tal como muestra la ecuación 6:

$$Decisión = \text{Max}\{E_i\} = \text{Max}\left[\alpha \text{Max}\{a_i\} + (1 - \alpha) \text{Min}\{a_i\}\right] \quad (6)$$

Donde $\alpha + (1 - \alpha) = 1$

Se demuestra que si $\alpha = 1$: $Decisión = \text{Max}\left[1 * \text{Max}\{a_j\} + 0 * \text{Min}\{a_j\}\right] = \text{Max}\left[\text{Max}\{a_j\}\right]$

Entonces decisión = Criterio Optimista.

Si $\alpha = 0$;

$$Decisión = Max \left[0 * Max \{ a_j \} + 1 * Min \{ a_j \} \right] = Max \left[Min \{ a_j \} \right]$$

Entonces decisión = Criterio Pesimista.

A partir de la obtención de α_{v_x} , se determina mapea el umbral obtenido en la agregación de la información tal que $\alpha_{v_x} \in \mathbb{R}, 0 \leq \alpha_{v_x} \leq 1$ haciéndose corresponder con los valores lingüísticos expresados en la Figura 3.

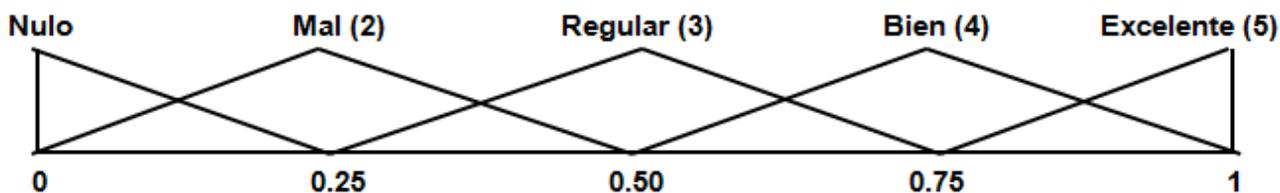


Fig. 3 - Variable lingüística utilizada para expresar la evaluación.

Resultados y discusión

En la presente sección se presenta un ejemplo práctico de la aplicación del operador de agregación de información, la propuesta permite modelar un problema de toma de decisiones donde es posible analizar diferentes comportamientos.

Descripción del problema

El diagnóstico de habilidades en plataformas que utilizan aprendizaje electrónico y específicamente en los Sistemas de Laboratorios a Distancia, supone un problema de clasificación a solucionar debido al grado de incertidumbre presente el proceso.

Cuando se presenta un conjunto de prácticas de laboratorios que pueden ser desarrolladas por un grupo de estudiantes, que a su vez requieren de un conjunto de habilidades para poder realizarlas, se requiere clasificar si los estudiantes pueden realizar o no la práctica apoyado en su base de conocimiento.

Si se tiene un grupo de personas o alternativas que se necesita saber si pueden realizar las prácticas de laboratorios $A = \{A_1, \dots, A_m\}$, $m > 0$, $m \in \mathbb{N}$, que se desean diagnosticar a partir de un conjunto de requisitos o habilidades $H = \{H_1, \dots, H_r\}$

El diagnóstico de habilidades (DH), se define como la tupla $\{A, ME\}$, donde:

1. A es el conjunto no nulo de personas que pueden realizar las prácticas.
2. ME representa el método de agregación y clasificación a utilizar para el diagnóstico,
 $\forall i \rightarrow A_i \in A, 1 \leq i \leq m$.

Escenario de implementación

A partir de las siguientes habilidades H que serán evaluadas:

H1: Obtener modelos matemáticos dinámicos de sistemas físicos sencillos por vía analítica.

H2: Analizar sistemas de control no lineales simples mediante la elaboración de modelos matemáticos a partir de los datos de sus parámetros y estructura.

H3: Aplicar técnicas de identificación en los dominios del tiempo y la frecuencia para la obtención del modelo matemático de sistemas.

H4: Validar modelos obtenidos aplicando técnicas de identificación.

H5: Elaborar esquemas físicos y en bloques funcionales de sistemas de control.

H6: Simular mediante técnicas de computación sistemas físicos.

H7: Evaluar el comportamiento de sistemas físicos simples mediante técnicas de simulación.

Que poseen un conjunto de relaciones causales expresada mediante la matriz de adyacencia $M = M(H_i H_j)$ que representa el valor causal de la función del arco, el nodo H_i que implica H_j

representando un vértice. H_i incrementa causalmente a H_j si $M_{ij} = -1$, y no implica causalmente si $M_{ij} = 0$.

Quedando expresada tal como muestra la Tabla 1

Tabla 1 - Matriz de adyacencia resultante.

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7
H1	0.00	0.75	0.71	1.00	0.96	0.92	0.75
H2	0.39	0.00	0.50	1.00	0.50	0.96	0.50
H3	0.32	0.92	0.00	0.92	0.50	0.96	0.50
H4	0.32	0.50	0.75	0.00	0.75	0.75	0.50
H5	0.89	0.50	0.75	0.75	0.00	1.00	0.50
H6	0.78	1.00	0.92	0.96	0.96	0.00	0.50
H7	0.25	0.75	0.75	1.00	0.75	0.50	0.00

A partir de la matriz de adyacencia se obtienen los valores del grado de entrada (Id), grado de salida (od) y la normalización de los indicadores.

El grado de entrada (Id) representa un arreglo de valores que expresa una función de comparación de un indicador H_i respecto al resto de los indicadores H_p , tal que H_p expresa el desplazamiento vertical sobre los elementos recorridos por j , se obtiene mediante la siguiente ecuación.

$$id_i = \sum_{j=1}^n \|H_{ji}\| \quad (7)$$

El grado de salida (od) representa por su parte un arreglo de valores que expresa una función de comparación de un indicador H_j respecto al resto de los indicadores H_i tal que H_i expresa el desplazamiento horizontal sobre los elementos recorridos por i , se obtiene mediante la siguiente ecuación.

$$od_j = \sum_{i=1}^n \|H_{ij}\| \quad (8)$$

La normalización de los indicadores tiene lugar a partir de que los valores obtenidos mediante Od_i, Id_i , representan vectores que no se encuentran en un dominio de valores discreto $\in \neq [0,1]$. La normalización es representada mediante un función promedio tal que $Od_i, Id_i \in \mathbb{R}, 0 \leq Od \leq 1$, se obtiene como resultado

Tabla 2 - Comportamiento de los indicadores.

No	Indicadores	id	od	c
6	Simular mediante técnicas de computación sistemas físicos.	5.11	5.14	10.25
4	Validar modelos obtenidos aplicando técnicas de identificación.	5.64	3.57	9.214
5	Elaborar esquemas físicos y en bloques funcionales de sistemas de control.	4.43	4.39	8.821
3	Aplicar técnicas de identificación en los dominios del tiempo y la frecuencia para la obtención del modelo matemático de sistemas.	4.39	4.14	8.535
2	Analizar sistemas de control no lineales simples mediante la elaboración de modelos matemáticos a partir de los datos de sus parámetros y estructura.	4.43	3.86	8.285
1	Obtener modelos matemáticos dinámicos de sistemas físicos sencillos por vía analítica.	2.96	5.11	8.071
7	Evaluar el comportamiento de sistemas físicos simples mediante técnicas de simulación.	3.25	4.00	7.250

Se genera una agrupación de los cuestionarios evaluativos obtenidos de forma aleatorios tal como expresa la ecuación-

$$Agrupar\{Pa_1, \dots, Pa_n\} = \sum_{i=1}^t Random Ce_j \quad (9)$$

Donde:

Agrupar: representa la función resultante de la agrupación de los cuestionarios.

Pa: almacena los t cuestionarios generados por **RandomCe**

RandomCe: función de generación de valores aleatorios $Random \in \mathbb{N}, 1 \leq Random \leq n$. comprendido entre 1 y el total de cuestionarios elaborados.

La obtención de las preferencias de las alternativas se hace a partir de la evaluación que se obtiene de las respuestas de los cuestionarios donde:

$$A[Pa_x] = [Pre_y] \quad (10)$$

Para cada alternativa A se le hace corresponder un paquete de cuestionarios Pa_x que una vez repuesto devuelve un arreglo Pre_y con las preferencias sobre las habilidades.

$[Rre_y]$: arreglo resultante como preferencia de las alternativas respecto a un conjunto de cuestionarios elaborados $Pre \in \mathbb{N}, [0,1]$. El valor de Pre_y es utilizado como vector de activación en el proceso de simulación de escenarios.

Para el proceso de inferencia sobre el acceso a las prácticas de laboratorios se parte de:

$$A[Pa_x] = [Pre_y, \alpha_{\nabla x}], \rightarrow U \quad (11)$$

Donde:

U : representa el umbral sobre las habilidades

$\alpha_{\nabla x}$: representa el operador de agregación y clasificación a utilizar

$$\alpha_{\nabla x} (Odn_1, Odn_2, \dots, Odn_n) = \sum_{j=1}^n w_j b_j, Conf \quad (3)$$

donde $\alpha_{\nabla x}$: representa la función resultante influenciada por una función inicial de configuración ∇x para los atributos de Odn_n .

$Conf$: representa el comportamiento asumido por los W_j, Odn_n a partir de la configuración ∇x .

W_j : vector de pesos de dimensión n influenciado por la función de configuración ∇x de los Odn_n .

b_j : es el j-ésimo influenciado por una función inicial de configuración ∇x de las Pre_j .

Resultados y análisis

La Figura 4 representa un esquema para la implementación del operador de agregación propuesto, se utiliza como parámetro de entrada los valores del grado de salida normalizada obtenidos de la matriz de adyacencia y el conjunto de preferencia obtenido por las alternativas en el proceso de evaluación.

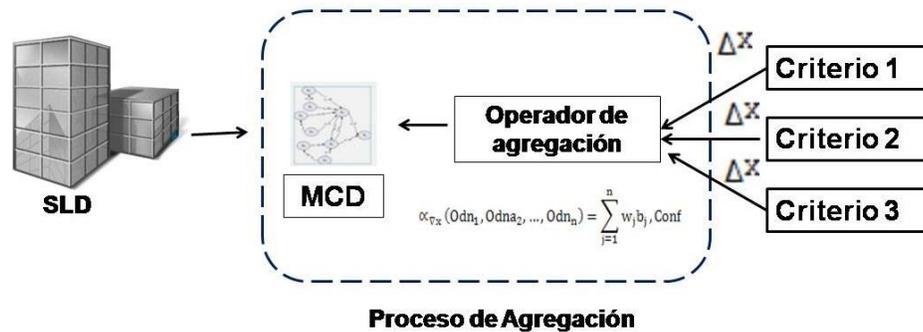


Fig. 4 - Esquema de implementación del operador.

La Tabla 3 registra los valores resultantes de la aplicación del operador de agregación para los tres posible escenarios definidos por el selector ∇x ; las alternativas representan el conjunto de individuos que participan en el proceso, las preferencias representa la evaluación resultante de los cuestionarios evaluativos resueltos y el selector ∇x define el comportamiento del operador de agregación a partir de los tres criterios definidos en las ecuaciones 4,5 y 6.

Tabla 3 - Resultado del comportamiento del operador.

Alternativa	Preferencia	$\nabla x=1$	$\nabla x=2$	$\nabla x=3$
1	[0;0;1;1;1;1]	0,7541	0,6607	0,6938
2	[1;1;1;0,5;0;0]	0,5531	0,4468	0,5070
3	[1;1;0;1;1;0,5]	0,8179	0,7452	0,7624
4	[1;1;1;1;0,5;0]	0,6879	0,5886	0,6300
5	[1;1;0,5;0;0;0]	0,4119	0,3120	0,3817

Para el análisis de los resultados se realiza una valoración sobre el comportamiento de los tres escenarios implementados (optimista, pesimista y de Hurwicz) en el operador de agregación.

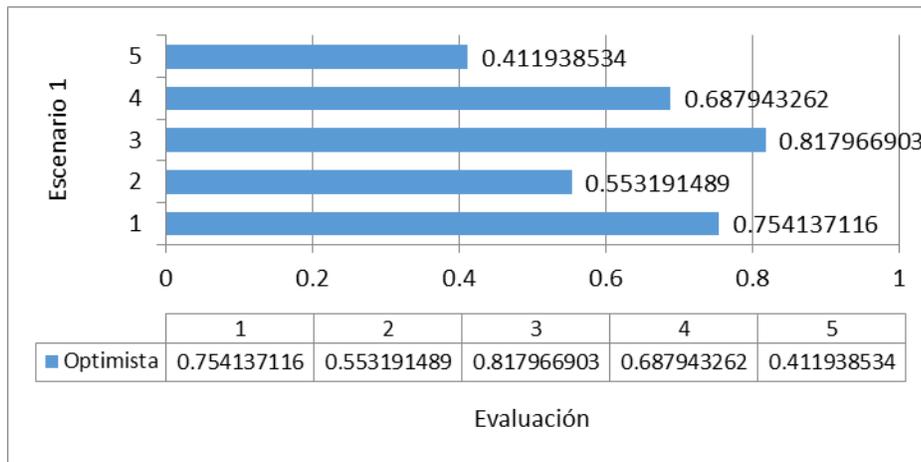


Fig. 5 - Comportamiento optimista.

La Figura 5 presenta el escenario de aplicación 1, donde se utiliza el criterio optimista para el razonamiento en el proceso de toma de decisiones. Para el escenario propuesto, 4 de las alternativas poseen una evaluación de habilidades igual o superior a un conocimiento medio.

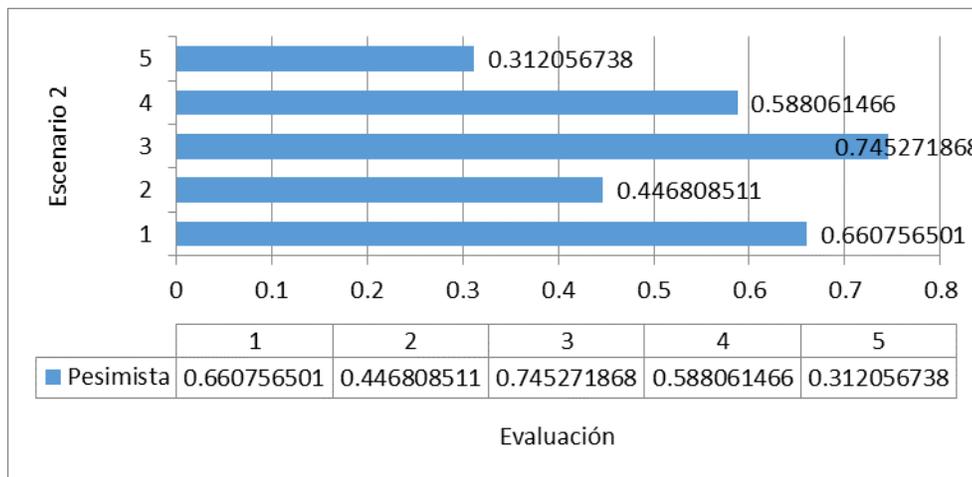


Fig. 6 - Comportamiento pesimista.

La Figura 6 presenta el escenario de aplicación 2, donde se utiliza el criterio pesimista para el razonamiento en el proceso de toma de decisiones. Para el escenario propuesto, 3 de las alternativas poseen una evaluación de habilidades igual o superior a un conocimiento medio.

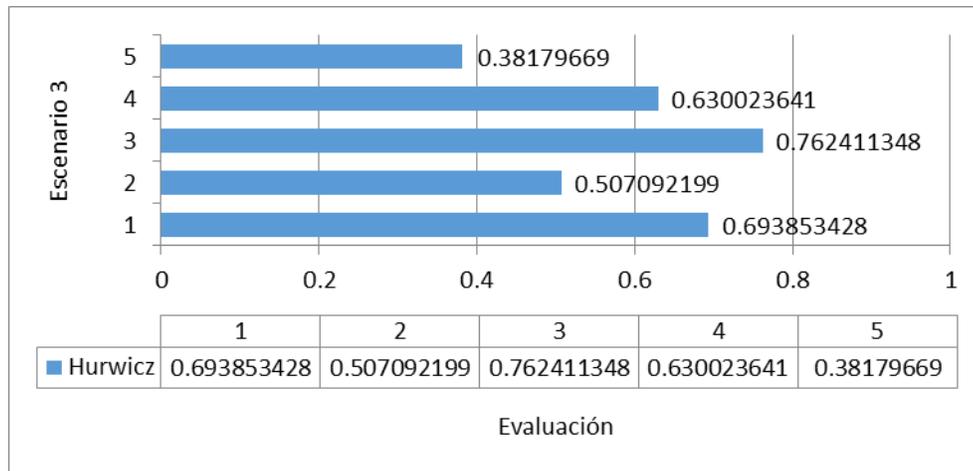


Fig. 7 - Comportamiento Hurwicz.

La Figura 7 presenta el escenario de aplicación 3, donde se utiliza el criterio de Hurwicz para el razonamiento en el proceso de toma de decisiones. Para el escenario propuesto, 4 de las alternativas poseen una evaluación de habilidades igual o superior a un conocimiento medio.

Tabla 4 - Resultado del comportamiento del operador.

Valor	Etiqueta Lingüística	$\nabla_{x=1}$	$\nabla_{x=2}$	$\nabla_{x=3}$
0; 0,24	Muy Bajo	0	0	0
0,25 ; 0,49	Bajo	1	2	1
0,49; 0,74	Medio	2	3	3
0,75 ;0,99	Alto	2	0	1
1	Muy Alto	0	0	0

La Tabla 4 presenta un resumen del comportamiento de las habilidades de las alternativas según el comportamiento asumido por el operador de agregación. Para $\nabla x=1$ responde a la naturaleza más favorable, este escenario es recomendado cuando se quiere que los individuos que intervienen en un proceso de toma de decisiones sean favorecidos. Para $\nabla x=3$ representa un estado que responde a un comportamiento similar a la realidad. Por otra parte para $\nabla x=2$ representa la naturaleza más desfavorable.

Si se quiere que los individuos que intervienen en un proceso de toma de decisiones ganen confianza en sí mismo, la aplicación de un proceso de selección en un estado optimista ayudaría en este sentido, la tabla 4 para el escenario 1 muestra que 4 de las alternativas poseen evaluación satisfactoria y 2 de ellos son evaluados de alto. Si por el contrario se quiere que los individuos tengan objetivos más retadores y se incentive la superación continua la aplicación de un estado pesimista contribuiría a fomentar nuevos desafíos, la Tabla 4 para el escenario 2 muestra que 2 de las alternativas poseen evaluación de bajo y 3 de ellos son evaluados de medio.

Conclusiones

El operador propuesto, permite unificar varios criterios para la toma de decisiones integrado en Mapa Cognitivo difuso para procesos de la toma de decisiones.

La aplicación del operador en la evaluación de habilidades, permitió la incorporación de varios criterios para la toma de decisiones, los cuales se aplican en función del escenario deseado. Se demostró experimentalmente que el comportamiento asumido por el operador, determina el resultado de la evaluación aplicada.

Con trabajos futuros se proyecta la implementación de otros criterios de los existentes para la toma de decisiones que sean posibles integrar en Mapas Cognitivos Difuso extendiendo además su aplicación en otras áreas del conocimiento.

Referencias

1. DAVID LUIS, L. R. M. and A. JULIO CÉSAR Revisión de Operadores de Agregación *Campus Virtuales*, 2014, Vol.2 (No.3): 24-44.
2. FILEV, D. and R. YAGER On the issue of obtaining OWA operator weights. *Fuzzy Sets and Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 1998, Vol. 94 (No.2): 157-169.
3. FINCOWSKY, E. B. F. Toma de decisiones empresariales *Contabilidad y Negocios*, 2011, Vol 6, No 11, pp. 113-120. ISSN 1992-1896.
4. GLYKAS, M. and P. GROUMPOS Fuzzy Cognitive Maps: Basic Theories and Their Application to Complex Systems *Fuzzy Cognitive Maps Springer Berlin / Heidelberg.*, 2010, Vol. 247: 1-22.
5. GONZÁLEZ, J. Propuesta de algoritmo de clasificación genética *RCI*, 2013, Vol. 4 (No.2): 37-42.
6. GONZALO NÁPOLES; MAIKEL LEON ESPINOSA. *Fuzzy Cognitive Maps Based Models for Pattern Classification: Advances and Challenges*. 2018. p. *Soft Computing Based Optimization and Decision Models*.
7. GOODIER, C.; S. AUSTIN. Causal mapping and scenario building with multiple organizations *Futures*, 2010, Vol. 42(No.3): 219-229.
8. GRAU, I. and R. GRAU Aplicación de sistemas neuroborrosos a problemas de resistencia antiviral del VIH *RCCI*, 2012, Vol.6(No2).
10. HERBERT, S. The new science of management decision *New York*, 1960.
11. HURWICZ, L. A., K.J. Gradient Methods for Constrained Maxima, 1957.
12. KOSKO, B. Fuzzy cognitive maps *International Journal of Man-Machine Studies*, 1986, Vol.24(No.1): 65-75.
13. LEYVA-VÁZQUEZ, M.; K. PÉREZ-TERUEL. Modelo para el análisis de escenarios basado en mapas cognitivos difusos: estudio de caso en software biomédico *Ingeniería y Universidad*, 2013, 17: 375-390.
14. MAR, O.; L. ARGOTA, *et al.* Módulo para la evaluación de competencias a través de un Sistema de Laboratorios a Distancias *RCCI*, 2016, Vol.10(No.2): 132-147.
15. MAR, O.; S. I. *Competency assessment model for a virtual laboratory system and distance using fuzzy cognitive map*, 2017. [Vol. 38]. Disponible en: <http://rev-inv-ope.univ-paris1.fr/files/38217/38217-07.pdf>

16. MAR, O.; Y. ZULUETA. Motor de inferencia decisional en sistema informático para la evaluación del desempeño *RCCI*, 2015, Vol.9(No.4): 16-29.
17. MARTÍNEZ, E. Evaluación y decisión multicriterio: reflexiones y experiencias *Santiago: USACH*, 1998, UNESCO
18. MARTÍNEZ, F. Z. *Aplicaciones al modelo conexionista de lenguaje y su aplicación al reconocimiento de secuencias y traducción automática*. Universidad Politécnica de Valencia, 2012. p.
19. MERIGÓ, J. New extensions to the OWA operators and its application in decision making *phD Thesis, Departamento de Administración, Universidad de Barcelona*, 2008.
20. MERIGÓ, J. and A. GIL New decision-making techniques and their application in the selection of financial products *Information Sciences*, 2010, Vol.180 (No.11): 2085-2094.
21. PAPAGEORGIOU, E. I. and J. L. SALMERON A Review of Fuzzy Cognitive Maps Research During the Last Decade *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2013, 21(1): 66-79.
22. PEARL, J. *Causality*. Cambridge university press, 2009. p. 052189560X
23. PÉREZ, K. *Modelo de proceso de logro de consenso en mapas cognitivos difusos para la toma de decisiones en grupo*. UCI, 2014. p.
24. SALMERON, J. Augmented fuzzy cognitive maps for modeling LMS critical success factors *Knowledge-Based Systems*, 2009, Vol.22 (No.4): 275-278.
25. TAMES, L. A. L. and B. C. CAMPOS Inteligencia Artificial para la transformación digital en toma de decisiones *Tecnología Vital*, 2020, 1(7).
26. WALD, A. *Statistical Decision Functions* Wiley, 1950, New York.
27. YAGER, R. On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 1988, Vol. 18 (No. 1): 183-190.

Conflicto de interés

Los autores declaran que no tienen conflicto de intereses

Contribuciones de los autores

Omar Mar Cornelio: Aportaciones importantes a la conceptualización de la investigación diseño del estudio, a la recogida de datos, al análisis e interpretación de datos, la redacción del borrador del artículo o la revisión crítica de su contenido intelectual sustancial y la aprobación final de la versión a publicar.

Iván Santana Ching: Aportaciones importantes a la idea y diseño del estudio, a la recogida de datos, al análisis e interpretación de datos, la redacción del borrador del artículo o la revisión crítica de su contenido intelectual sustancial y la aprobación final de la versión a publicar.

Jorge Gulín González: Aportaciones importantes a la idea y diseño del estudio, a la recogida de datos, al análisis e interpretación de datos, la redacción del borrador del artículo o la revisión crítica de su contenido intelectual sustancial y la aprobación final de la versión a publicar.

Financiación

No aplica