

Tipo de artículo: Artículo original
Temática: Inteligencia artificial
Recibido: 15/12/2013 | Aceptado: 28/02/2014

Computación con palabras en la toma de decisiones mediante mapas cognitivos difusos

Computing with words in decision making using fuzzy cognitive maps

Karina Pérez-Teruel ^{1*}, Maikel Leyva-Vázquez ¹, Macarena Espinilla ², Vivian Estrada-Sentí¹

¹ Universidad de las Ciencias Informáticas, Carretera a San Antonio de los Baños, km 2 ½, Torrens, Boyeros, La Habana, Cuba. CP.: 19370

² Universidad de Jaén, España. Campus Las Lagunillas. 23071. Jaén

* Autor para correspondencia: karinapt@uci.cu

Resumen

Los mapas cognitivos difusos han recibido una creciente atención para la representación del conocimiento causal, siendo de especial utilidad en situaciones de decisión. En el presente trabajo se propone un modelo para la toma de decisiones basado en mapas cognitivos difusos utilizando el paradigma de computación con palabras con el objetivo de proporcionar modelos causales que sean fácilmente comprensibles. Para ello, se propone el uso del modelo de representación lingüístico basado en 2-tuplas lingüísticas, el cual proporciona resultados en este dominio lingüístico original. La principal ventaja del modelo propuesto para la toma de decisiones basado en mapas cognitivos difusos es que permite aumentar la interpretabilidad de los modelos causales y de los resultados de las simulaciones que son realizadas para evaluar las alternativas, siendo este hecho de utilidad en la toma de decisiones. Finalmente, el trabajo presenta un ejemplo ilustrativo del modelo presentado en el análisis de escenarios aplicado a la arquitectura de software empresarial en una organización.

Palabras clave: Análisis de escenarios, computación con palabras, mapas cognitivos difusos, toma de decisiones.

Abstract

Fuzzy cognitive maps have received increasing attention for the representation of causal knowledge, being especially useful in decision situations. In this paper a model for decision making based on fuzzy cognitive maps using the paradigm of computing with words in order to provide causal models that are easily understood is proposed. To this end, we propose the use of linguistic representation model based on linguistic 2-tuple, which provides results in this domain. The main advantage of the proposed decision-making based on fuzzy cognitive map model is that allows to increase the interpretability of the causal models and the results of the simulations are performed to evaluate the alternatives, and this fact useful in making decision. Finally, the paper presents an illustrative example of the model presented in the scenario analysis applied to software architecture in a business organization.

Keywords: *Computing with words, decision making, fuzzy cognitive maps, scenario analysis.*

Introducción

Los Mapas Cognitivos Difusos (MCD) (Kosko, 1986) han recibido una creciente atención para el análisis de sistemas causales complejos. Los MCD son grafos causales que hacen uso de la lógica difusa brindando la posibilidad de representar ciclos y modelar la vaguedad propia de este tipo de relaciones (Leyva-Vázquez, Pérez-Teruel *et al.*, 2013). Una de las ventajas de los MCD es la relativa facilidad que ofrecen para la agregación o fusión de distintos modelos. Esta agregación de conocimiento permite mejorar la fiabilidad del modelo final, el cual es menos susceptible a creencias potencialmente erróneas de un único experto, facilitando su empleo en la toma de decisiones en grupo (Khan and Quaddus, 2004), ya que permite integrar conocimientos de diferentes expertos con modelos mentales diversos.

Los mapas cognitivos fueron propuestos por Axelrod (Axelrod, 1976). En estos, los nodos representan conceptos o variables de un dominio. Las conexiones indican la dirección de la causalidad junto al signo asociado que puede ser positivo (incremento causal) o negativo (decremento causal). Sin embargo en el mundo cotidiano los enlaces entre causa y efecto son frecuentemente imprecisos por naturaleza, existiendo distintos grados de causalidad, por lo que se definieron los MCD que hacen uso de la lógica difusa (Zadeh, 1965), ya que ofrece un marco adecuado para tratar con la causalidad imperfecta en los mapas cognitivos.

La lógica difusa permite expresar el grado de causalidad entre conceptos a través del empleo de valores borrosos en el intervalo $[-1,1]$ y mediante el uso de expresiones lingüísticas como "negativamente fuerte", "positivamente fuerte", "negativamente débil", "positivamente débil", etc. En estos casos, la información lingüística modela de forma flexible el conocimiento e implica procesos de computación con palabras (CWW) (Herrera, 2012).

Aunque se han realizado algunos esfuerzos en el empleo de la computación con palabras (CWW) en MCD como es el caso del análisis estático (Samarasinghea and Strickert, 2011) y el desarrollo de un modelo utilizando 2-tuplas lingüísticas para el análisis del diseño conceptual (Singh, 2011), el tratamiento de la computación con palabra y sus posibilidades para facilitar la interpretabilidad de los MCD y su empleo en la toma de decisiones ha sido poco abordado y de forma insuficiente.

En el presente trabajo se propone un modelo para la toma de decisiones haciendo uso del modelo lingüístico basado en 2-tuplas para trabajar sobre mapas cognitivos difusos siguiendo el paradigma de computación con palabras. La principal novedad de dicho modelo es que proporciona un aumento de interpretabilidad del MCD, facilitando la comprensión de los resultados obtenidos por una alternativa en un problema de toma de decisión. Para ello, este trabajo se estructura del siguiente modo: En la Sección 2 se abordan las temáticas relacionadas con los MCD y su empleo en la toma de decisiones, así como el modelo de representación basado en la 2-tuplas lingüística. En la Sección 3 se presenta el modelo propuesto y a continuación en la Sección 4 se introduce un caso de estudio en el análisis de escenarios aplicado a arquitectura software empresarial en una organización. El trabajo finaliza con las conclusiones y trabajos futuros.

Metodología computacional

En esta sección se revisan los conceptos utilizados en el modelo propuesto de mapa cognitivo para la toma de decisiones mediante computación con palabras.

Mapas cognitivos difusos

Los MCD son una técnica introducida por Kosko (1986) como una extensión de los mapas cognitivos. Los MCD describen la fortaleza de la relación mediante el empleo de valores borrosos en el intervalo $[-1,1]$. Para ello, los nodos representan conceptos causales y pueden modelar eventos, acciones, valores, metas o procesos. Así, los nodos constituyen una estructura de grafo difuso con retroalimentación para representar causalidad (Ping, 2009) y ofrecen un marco de trabajo más potente y flexible para representar el conocimiento humano para el razonamiento frente a los sistemas expertos tradicionales (Papageorgiou, 2011).

Un MCD se puede representar a través de un grafo dirigido ponderado donde los nodos representan conceptos y los arcos indican una relación causal (Kosko, 1997). Una matriz de adyacencia es construida a partir de los valores asignados a los arcos generalmente de forma numérica (Zhi-Qiang, 2001).

En los MCD existen tres posibles tipos de relaciones causales entre conceptos:

- Causalidad positiva ($W_{ij} > 0$): Indica una causalidad positiva entre los conceptos C_i y C_j , es decir, el incremento (disminución) en el valor de C_i lleva al incremento (disminución) en el valor de C_j .
- Causalidad negativa ($W_{ij} < 0$): Indica una causalidad negativa entre los conceptos C_i y C_j , es decir, el incremento (disminución) en el valor de C_i lleva la disminución (incremento) en el valor de C_j .
- No existencia de relaciones ($W_{ij} = 0$): Indica la no existencia de relación causal entre C_i y C_j .

Dada la gran utilidad de los MCD, estos han sido extendidos para modelar diversas situaciones. Así, encontramos extensiones basadas la teoría de los sistemas grises (Salmeron, 2010), intervalos (Papageorgiou, Stylios, *et al.*, 2006), lógica difusa intuicionista (Iakovidis and Papageorgiou, 2011), entre otras extensiones.

MCD en la toma de decisiones

La toma de decisión es un proceso habitual para los seres humanos en muchas actividades del mundo real como la ingeniería, organización, finanzas, medicina, etc. (Pedrycz, 2010). Un esquema de resolución de un problema de toma de decisión consta de dos fases: (i) la fase de agregación donde se obtienen las valoraciones colectivas de cada alternativa y (ii) una fase de explotación para obtener el conjunto solución de alternativas al problema (Roubens, 1997).

Una actividad significativa en la toma de decisiones lo constituye la construcción de modelos que faciliten la participación de los expertos. Este hecho reviste especial importancia en la agregación de modelos causales provenientes de múltiples expertos (Bradley, 2006). Khan y Quaddus (2004) emplean los MCD para la toma de decisiones en grupo aprovechando las facilidades que estos brindan. Cuando participa un conjunto de expertos (k), la matriz de adyacencia se formula a través de un operador de agregación, como por ejemplo la media aritmética. El método más simple consiste en encontrar la media aritmética de cada una de las conexiones para cada experto. Para k expertos, la matriz de adyacencia del MCD final (E) es obtenida como (Kosko, 1988):

$$E = \frac{(E_1 + E_2 + \dots + E_k)}{k} \quad (1)$$

Existen varias adaptaciones de los MCD para la toma de decisiones o construcción de sistemas de soporte a la toma de decisiones. Stylios y otros (Stylios 2008) proponen la aplicación de los MCD a la toma de decisiones en la medicina y denominan su modelo mapa cognitivo difuso competitivo. Otras propuestas están relacionadas con el análisis de escenarios (Jetter and Schweinfort, 2011; Salmeron, Vidal, *et al.*, 2012; Leyva Vázquez, Pérez-Teruel, *et al.*, 2013).

En el análisis de escenarios, la agregación resulta especialmente útil en la construcción de escenarios debido a la importancia que presenta integrar conocimientos de diferentes expertos con modelos mentales diversos. Sin embargo, a pesar de los esfuerzos llevados a cabo por diferentes autores, los MCD representan las relaciones causales a través de valores numéricos en el intervalo $[-1,1]$ por lo que ofrecen un bajo nivel de interpretación.

CWW y modelo lingüístico basado en 2-tuplas

La propuesta de esta contribución es aumentar la interpretación de los mismos, proporcionando resultados lingüísticos que sean fácilmente interpretables. Para ello, se propone que se represente la información a través de valores lingüísticos y se opere sobre ellos a través del modelo lingüístico basado en 2-tuplas. De este modo, los modelos mentales obtenidos son más cercanos al modo de pensar de los decisores.

La CWW es una metodología que permite realizar un proceso de computación y razonamiento utilizando palabras pertenecientes a un lenguaje en lugar de números. Dicha metodología permite crear y enriquecer modelos de decisión en los cuales la información vaga e imprecisa (Herrera, Alonso, *et al.*, 2009) es representada a través de variables lingüísticas.

El modelo de representación lingüística de 2-tuplas permite realizar procesos de computación con palabras sin pérdida de información, basándose en el concepto de traslación simbólica.

Sea $S = \{s_0, s_1, \dots, s_g\}$ un conjunto de términos lingüísticos y $\beta \in [0, g]$ un valor en el intervalo de granularidad de S .

Definición 1: (Herrera and Martínez, 2000) *La Traslación Simbólica de un término lingüístico, s_i , es un número valorado en el intervalo.*

$[-.5,.5]$ que expresa la diferencia de información entre una cantidad de información expresada por el valor $\beta \in [0, g]$, obtenido en una operación simbólica y el valor entero más próximo, $i \in \{0, \dots, g\}$ que indica el índice de la etiqueta lingüística (s_i) más cercana en S .

A partir de este concepto se desarrolló un nuevo modelo de representación de la información lingüística el cual hace uso de un par de valores o 2-tuplas. Este modelo de representación define un conjunto de funciones que facilitan las operaciones sobre 2-tuplas.

Definición 2: (Herrera and Martínez 2000) *Sea $S = \{s_0, s_1, \dots, s_g\}$ un conjunto de términos lingüísticos y $\beta \in [0, g]$ un valor que representa el resultado de una operación simbólica, entonces la 2-tupla lingüística que expresa la información equivalente a β , se obtiene usando la siguiente función:*

$$\Delta: [0, g] \rightarrow S \times [-.5, .5)$$
$$\Delta(\beta) = (s_i, \alpha), \text{ con } \begin{cases} s_i, & i = \text{round}(\beta) \\ \alpha = \beta - i, & \alpha \in [-.5, .5) \end{cases} \quad (2)$$

donde *round* es el operador usual de redondeo, s_i , es la etiqueta con índice más cercano a β y α es el valor de la traslación simbólica.

Cabe señalar que $\Delta^{-1}: \langle S \rangle \rightarrow [0, g]$ es definida como $\Delta^{-1}(s_i, \alpha) = i + \alpha$. De este modo, una 2-tupla lingüística $\langle S \rangle$ queda identificada con su valor numérico en $[0, g]$.

Modelo de MCD basado en CWW

En esta sección se presenta el modelo de mapas cognitivos basados en CWW para la toma de decisiones para el análisis de escenarios.

Las fases incluidas en el modelo propuesto se representan gráficamente en la Figura 1 y son detalladas a continuación:

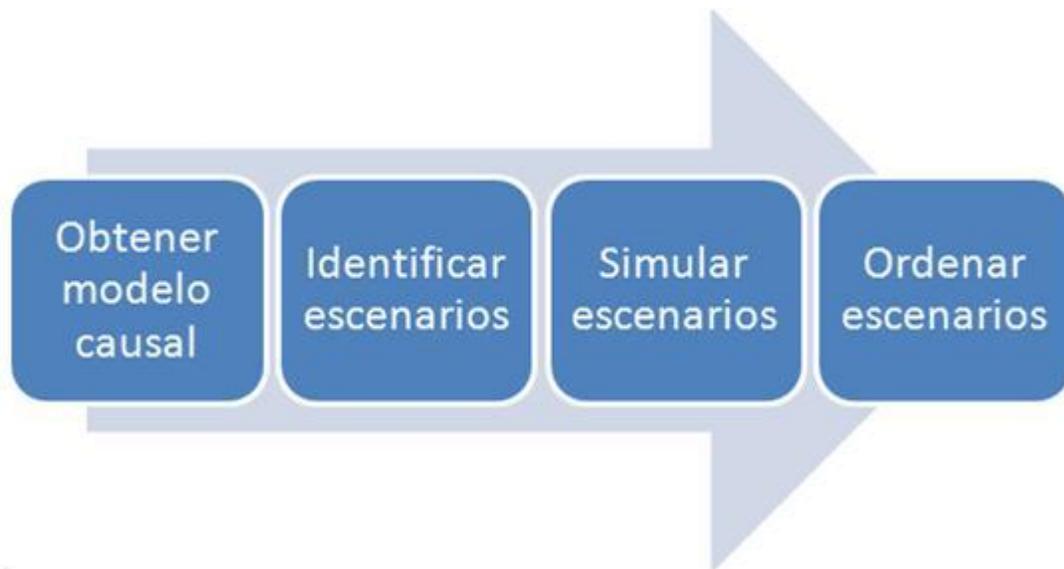


Figura 1. Fases del modelo propuesto.

Obtener modelo causal

En primer lugar se identifican las fuentes de información a incluir en el estudio, recomendándose la participación de múltiples expertos que representan distintos puntos de vista del sistema a modelar.

Posteriormente se determinan los nodos que están representados por los conceptos a modelar y se determinan las relaciones causales entre estos. Además, se determina la granularidad del conjunto de términos lingüísticos para expresar el grado de causalidad entre los nodos. El peso de la conexión que va del concepto C_j al concepto C_i es representado mediante 2-tuplas lingüísticas del siguiente modo:

$$W_{ij} = (s_{ij}^w, \alpha_{ij}^w) = \beta_{ij}^w \quad (3)$$

Dado que el modelo lingüístico basado en 2-tuplas permite realizar una transformación entre una 2-tupla lingüística y un valor numérico en el intervalo de granularidad $[0, g]$ y los MCD trabajan sobre valoraciones numéricas expresadas en el intervalo $[-1,1]$, es necesario realizar una transformación de una 2-tupla a un valor numérico en el intervalo $[-1,1]$ que nos permita trabajar con MCD.

En este trabajo, como propuesta inicial, se propone la transformación del valor numérico equivalente de una 2-tupla β a un valor numérico en el intervalo $[-1,1]$ del siguiente modo:

$$\gamma: [0, g] \rightarrow [-1,1]$$

$$\gamma(v) := \frac{2v}{\#(S) - 1} - 1 \quad (4)$$

$$\gamma^{-1}: [-1,1] \rightarrow [0, g]$$

$$\gamma^{-1}(v) = \frac{(v + 1)(\#(S) - 1)}{2} \quad (5)$$

donde $\#(S)$ es la cardinalidad del conjunto de términos S .

Las funciones anteriores junto a las funciones asociadas con la 2-tupla, permiten la representación de relaciones causales tanto positiva como negativa y la agregación de estos valores (6) para la realización del proceso de inferencia causal (8).

Después de obtener los MCD individuales estos son agregados. Siendo $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\} (n \geq 2)$ el conjunto de expertos, la agregación ocurre de la siguiente forma:

$$w_{ij}^{AG} = OAG_1(w_{ij}^1, w_{ij}^2, \dots, w_{ij}^n) \quad (6)$$

donde OAG_1 es un operador de agregación, w_{ij}^n es el peso de la conexión que va del concepto C_j al concepto C_i determinada por el experto n -ésimo y w_{ij}^{AG} es el resultado de la agregación.

Identificar escenarios

En el modelo propuesto es importante realizar la clasificación de los nodos por capas (Leyva Vázquez, Pérez Teurel, *et al.*, 2013). Los nodos pertenecientes a la capa de entrada (a^{ent}) tienen en al menos uno de los escenarios un estado distinto de cero como valor inicial. Los nodos de entrada serán estimulados mediante el vector de estímulo y los de salida (a^{sal}) serán tenidos en cuenta en el proceso final de agregación. Es de notar que un nodo puede pertenecer a la capa de entrada y la de salida a la vez.

El vector de estímulo o vector inicial ($A^{\rightarrow 0}$) es suministrado por el centro decisor y define del valor inicial de cada nodo para el escenario:

$$A^0 = \{a_1^0, a_2^0, \dots, a_n^0\} = \{(s_1^a, \alpha_1^a), (s_2^a, \alpha_2^a), \dots, (s_n^a, \alpha_n^a)\} = \{\beta_1^a, \beta_2^a, \dots, \beta_n^a\} \quad (7)$$

donde a_1^0 es el estado del concepto x_1 en el instante de tiempo $t = 0$.

Cada vector de estímulo está asociado a un posible escenario futuro que representa, a su vez, una alternativa plausible determinada por el centro decisor (Leyva Vázquez, Pérez-Teurel, *et al.*, 2013).

Simular escenarios

Los nuevos valores de los nodos son obtenidos mediante un proceso iterativo de multiplicación del vector por la matriz de adyacencia utilizando una función de normalización que mantiene el rango de valores en el intervalo $[-1,1]$. El vector de estado en el instante $t+1$ se calcula de la siguiente forma:

$$a_i^{(t+1)} = T(a_i^t + \sum_{j=1}^n (w_{ji} \cdot c_j^t)) \quad (8)$$

donde $a_i^{(t)}$ es el estado del nodo i en el instante t , w_{ji} es el valor de la relación existente entre el nodo j y el i . $T(\cdot)$ es la función de normalización. El proceso de inferencia continúa hasta que se alcance la estabilidad. El vector de estado final o vector resultante muestra el efecto del cambio en el valor de cada nodo perteneciente al MCD. La inferencia termina en tres posibles estados, un punto fijo, un ciclo límite o un atractor caótico (Salmeron, Vidal, *et al.*, 2012). El ajuste del parámetro que indica la pendiente de la función de normalización contribuye a que se llegue a una solución única en caso de ser necesario (Leyva-Vázquez, 2013).

Ordenar escenarios

Se realiza la agregación de los valores resultantes de la simulación para los nodos de salida (a^{sal}):

$$V = OAG_2(a_1^R, a_2^R, \dots, a_n^R) \quad (9)$$

donde OAG_2 es un operador de agregación, n el número de conceptos de salida y $R = (a_1^R, a_2^R, \dots, a_n^R)$ los valores correspondientes a los nodos de salida en el vector resultante. Si el nodo es de tipo costo debe normalizarse su valor. Finalmente son ordenados los escenarios a partir del valor V asociado con cada uno de ellos de forma descendente.

Resultados y discusión

A continuación, para ilustrar la aplicación práctica del modelo propuesto, se muestra un ejemplo ilustrativo aplicado a arquitectura software empresarial en una organización. Utilizando 3 expertos $E = \{e_1, e_2, e_3\} (n = 3)$ se determinan las relaciones causales entre los elementos de la arquitectura empresarial con vistas a realizar un análisis del impacto de la implantación de distintos sistemas de información.

Dentro de alcance del modelo se identificaron un conjunto de metas y procesos a incluir en el análisis. Se determinaron como metas fundamentales: aumentar los ingresos (AI) apoyado por las metas, aumentar la satisfacción de los clientes (ASC) y aumentar la efectividad de los proyectos (AEP). Los procesos fundamentales que soportan estas metas son la gestión de los clientes (GC), gestión de requisitos (GR) y la gestión del portafolio de proyectos (GP). Como los principales atributos de estos procesos se identificaron tiempo y costo. A partir de los elementos definidos se identifican los siguientes nodos, los cuales son mostrados en la Tabla 1, siendo los nodos clasificados como entrada ($X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, X_9$) y como salida (X_1, X_2, X_3).

Tabla 1. Nodos del modelo.

<i>Nodos</i>	<i>Descripción</i>
X1	AI
X2	ASC
X3	AEP
X4	Costo GC
X5	Tiempo GC
X6	Costo GR
X7	Tiempo GR
X8	Costo GP
X9	Tiempo GP

Para este ejemplo ilustrativo se propone el conjunto de términos lingüísticos mostrado en la Figura 2 para representar las relaciones causales.

s_0	Negativamente muy fuerte (NMF)	(-1,-1,-0.75)
s_1	Negativamente fuerte (NF)	(-1,-0.75,-0.50)
s_2	Negativamente media (NM)	(-0.75,-0.50,-0.25)
s_3	Negativamente débil (ND)	(-0.50,-0.25, 0.0)
s_4	Cero (C)	(-0.25,0.0,0.25)
s_5	Positivamente débil (PD)	(0.0,0.25,0.50)
s_6	Positivamente media (PM)	(0.25,0.50,0.75)
s_7	Positivamente fuerte (PF)	(0.50,0.75,1)
s_8	Positivamente muy fuerte (PMF)	(0.75,1,1)

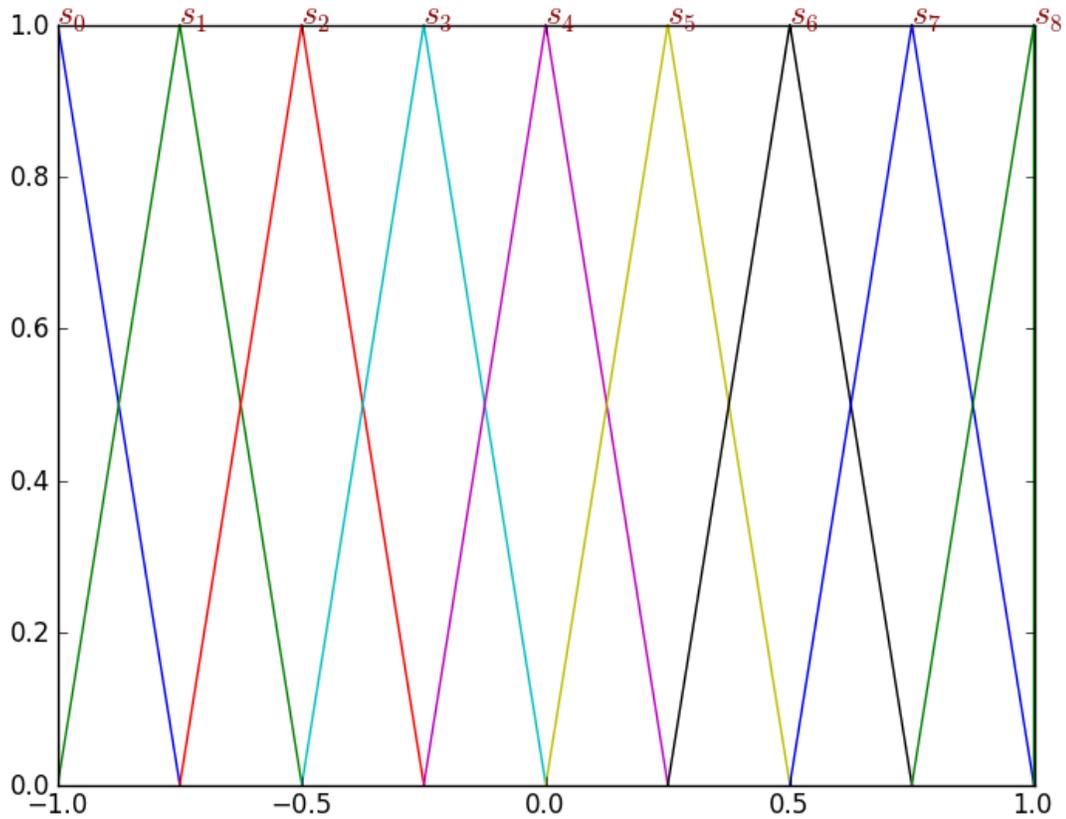


Figura 2. Conjunto de etiquetas lingüísticas.

En primer lugar se obtuvieron los MCD individuales y posteriormente se realizó la agregación utilizando el operador media aritmética para 2-tuplas lingüísticas. El modelo colectivo se muestra en la Figura 3.

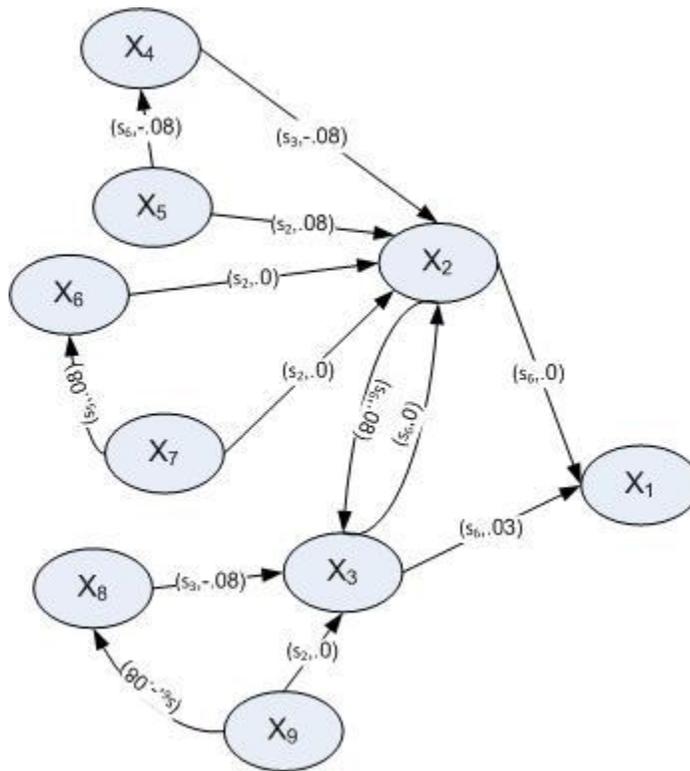


Figura 3. Figura MCD colectivo.

Para ilustrar el ejemplo se muestra la agregación de los valores de causalidad dadas por los expertos de la relación entre X₈ y X₃:

$$\Delta \left(\frac{\Delta^{-1}(s_2, .0) + \Delta^{-1}(s_3, .0) + \Delta^{-1}(s_3, .0)}{3} \right) = \Delta \left(\frac{2 + 3 + 3}{3} \right) = \Delta(2.67) = (s_3, -.33) = (ND, -.33)$$

La información equivalente de la 2 tupla β en el intervalo [-1,1] se obtiene de la siguiente forma:

$$\gamma(2.67) := \frac{2 \cdot 2.67}{9 - 1} - 1 = 0.67 - 1 = -0.33$$

Los escenarios en este caso representan los distintos proyectos que miden el impacto en los procesos de la organización mediante el vector de estímulo. Como posibles proyectos a emprender se determinaron: un sistema para la gestión de las relaciones con los clientes (CRM, por sus siglas en inglés), un sistema para la gestión de requisitos (SGR) y un sistema para la gestión del portafolio de proyectos (GPP).

A continuación son mostrados los escenarios identificados con su vector de estímulo en la Tabla 2 determinado por el centro decisor. A partir de los escenarios identificados se realiza la simulación. La función de normalización empleada en este caso es la tangente hiperbólica:

$$T(x) = \text{Tanh}(\lambda x) \tag{10}$$

donde $\lambda = 0.65$ es el parámetro que indica la pendiente de la función.

Tabla 2. Análisis de los escenarios.

Escenario	Vector de estímulo	WA
CRM	[C,C,C,C,ND,C,C,C,C]	(s5, .049)
SGR	[C,C,C,NM,ND,NM,NF,C,C]	(s6, -.0102)
SPP	[C,C,C,C,C,C,C,ND,ND]	(s5, .009)

Posteriormente se agregaron los valores asociados de salida (X_1, X_2, X_3) utilizando la media ponderada (WA por sus siglas en inglés) para 2-tuplas con el siguiente vector de pesos asociado $V = (0.4, 0.3, 0.3)$. A partir de esta agregación y en orden descendente ocurre la ordenación. En la Tabla 2 se muestran los resultados. El orden final de los escenarios es el siguiente: $SGR > CRM > SPP$.

La propuesta presentada muestra múltiples ventajas con respecto a la formulación original de los MCD y su aplicación al análisis de escenarios (Leyva Vázquez, Pérez Teurel et al. 2013), logrando una mayor flexibilidad para que los expertos expresen sus valoraciones y una mayor interpretabilidad en el modelo al emplear términos lingüísticos. Al emplear el modelo de representación lingüístico basado en 2-tuplas se mejora los problemas de pérdida de información en los procesos CWW con respecto a otros modelos (Herrera and Martínez, 2000).

Conclusiones

Los mapas cognitivos difusos se han demostrado como una herramienta útil de apoyo a la toma de decisiones. En este trabajo se ha presentado un nuevo modelo de mapas cognitivos difuso utilizando el paradigma de computación con palabras para mejorar la interpretación del mismo. Para ello, se ha utilizado el modelo de representación basado en 2-tuplas lingüísticas que permite realizar procesos de computación con palabras sin pérdida de información. Además, se ha mostrado un ejemplo ilustrativo aplicado al análisis de escenarios como soporte a la toma de decisiones en la

arquitectura empresarial de una organización donde se muestra el aumento de interpretabilidad de los modelos causales representados y los resultados de la simulación.

Agradecimientos

Este artículo ha sido realizado con la ayuda del proyecto TIN2012-31263.

Referencias

- AXELROD, R. M. Structure of Decision: The Cognitive maps of Political Elites, Princeton University Press Princeton, N. J. 1976.
- BRADLEY, R. a. D., Franz and List, Christian. "Aggregating Causal Judgements". Department of Government, London School of Economics and Political Science. 2006.
- HERRERA, F. "An overview on the 2-Tuple Linguistic Model for Computing with Words in Decision Making: Extensions, Applications and Challenges". Information Sciences 207: 1-18. 2012
- HERRERA, F., S. Alonso, *et al.* "Computing with Words in Decision Making: Foundations, Trends and Prospects". Fuzzy Optimization and Decision Making 8(4): 337-364. 2009. 2009.
- HERRERA, F. and L. MARTÍNEZ. "A 2-Tuple Fuzzy Linguistic Representation Model for Computing with Words." Fuzzy Systems, IEEE Transactions on 8(6): 746-752. 2000.
- IAKOVIDIS, D. K. and E. Papageorgiou. "Intuitionistic Fuzzy Cognitive Maps for Medical Decision Making." Information_Technology_in_Biomedicine, IEEE_Transactions on 15(1): 100-107. 2011.
- JETTER, A. and W. SCHWEINFORT. "Building Scenarios with Fuzzy Cognitive Maps: An Exploratory Study of Solar Energy." Futures 43(1): 52-66. 2011.
- KHAN, M. S. and M. QUADDUS. "Group Decision Support Using Fuzzy Cognitive Maps for Causal Reasoning." Group Decision and Negotiation 13(5): 463-480. 2004.
- KOSKO, B. "Fuzzy Cognitive Maps." International Journal of Man-Machine Studies 24(1): 65-75. 1986

- KOSKO, B. "Hidden Patterns in Combined and Adaptive Knowledge Networks". *International Journal of Approximate Reasoning* 2(4): 377-393. 1988.
- KOSKO, B. *Fuzzy Engineering*, Prentice-Hall, Inc. 1997.
- LEYVA-VÁZQUEZ, M. *Modelo de ayuda a la toma de decisiones basado en mapas cognitivos difusos* La Habana, Universidad de las Ciencias Informáticas. Tesis presentada en opción al Grado Científico de Doctor en Ciencias Técnicas. 2013.
- LEYVA-VÁZQUEZ, M., KARINA PÉREZ-TERUEL, *et al.* "Técnicas para la representación del conocimiento causal. Un estudio de caso en Informática Médica." *ACIMED* 24(1). 2013.
- LEYVA-VÁZQUEZ, M. Y., K. PÉREZ-TERUEL, *et al.* "Mapas cognitivos difusos para la selección de proyectos de tecnologías de la información". *Contaduría y Administración* 58(4): 95-117. 2013.
- LEYVA-VÁZQUEZ, M. Y., K. Y. PÉREZ-TERUEL, *et al.* "Modelo para el análisis de escenarios basados en mapas cognitivos difusos: estudio de caso en software biomédico." *Ingeniería y Universidad* 17(2): 375-390. 2013.
- PAPAGEORGIOU, E., C. Stylios, *et al.* *Introducing Interval Analysis in Fuzzy Cognitive Map Framework Advances in Artificial Intelligence*. G. Antoniou, G. Potamias, C. Spyropoulos and D. Plexousakis, Springer Berlin / Heidelberg. 3955: 571-575. 2006.
- PAPAGEORGIOU, E. I. "Learning Algorithms for Fuzzy Cognitive Maps---A Review Study." *Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on PP(99)*: 1-14. 2011.
- PEDRYCZ, W. A. E., P. and PARREIRAS, R. *Fuzzy Multicriteria Decision-Making: Models, Methods and Applications*, John Wiley & Sons, Ltd. Chichester, UK. 2010.
- PING, C. W. *A Methodology for Constructing Causal Knowledge Model from Fuzzy Cognitive Map to Bayesian Belief Network*. Department of Computer Science, Chonnam National University. 2009.
- ROUBENS, M. "Fuzzy Sets and Decision Analysis." *Fuzzy Sets and Systems* 90: 199 - 206. 1997.

- SALMERON, J. L. "Modelling Grey Uncertainty with Fuzzy Grey Cognitive Maps." *Expert Systems with Applications* 37(12): 7581-7588. 2010.
- SALMERON, J. L., R. VIDAL, *et al.* "Ranking Fuzzy Cognitive Map Based Scenarios with TOPSIS." *Expert Systems with Applications* 39(3): 2443-2450. 2012.
- SAMARASINGHEA, S. and G. STRICKERT. A New Method for Identifying the Central Nodes in Fuzzy Cognitive Maps Using Consensus Centrality Measure. 19th International Congress on Modelling and Simulation. Perth, Australia. 2011.
- SINGH, A. Architecture Value Mapping: Using Fuzzy Cognitive Maps as a Reasoning Mechanism for Multi-Criteria Conceptual Design Evaluation. Missouri, Missouri University of Science and Technology. 2011.
- STYLIOS, C. D. A. G., VOULA C and MALANDRAKI, GEORGIA A and CHOULIARA, SPYRIDOULA. "Fuzzy Cognitive Map Architectures for Medical Decision Support Systems". *Applied Soft Computing* 8: 1243--1251. 2008.
- ZADEH, L. A. "Fuzzy Sets". *Information and Control* 8(3): 338-353. 1965.
- ZHI-QIANG, L. I. U. "Causation, Bayesian Networks, and Cognitive Maps". *Acta automatica_sinica* 27(4): 552-566. 2001.