

University of New Mexico

UNM Digital Repository

Branch Mathematics and Statistics Faculty and
Staff Publications

Branch Academic Departments

2018

Mental models and Neutrosophic cognitive maps (Modelos mentales y mapas cognitivos neutrosóficos)

Maykel Leyva-Vazquez

Rebeca Escobar-Jara

Florentin Smarandache

Follow this and additional works at: https://digitalrepository.unm.edu/math_fsp



Part of the [Applied Mathematics Commons](#), [Logic and Foundations Commons](#), [Other Life Sciences Commons](#), [Other Mathematics Commons](#), [Set Theory Commons](#), and the [Systems Biology Commons](#)



Modelos mentales y mapas cognitivos neutrosóficos

Mental models and neutrosophic cognitive maps

Maikel Leyva-Vázquez¹, Rebeca Escobar-Jara², Florentin Smarandache³,

¹ Universidad de Guayaquil, Facultad de Ciencias Matemáticas y Físicas, Guayaquil Ecuador. Email: mleyvaz@gmail.com

² Universidad de Guayaquil, Facultad de Comunicación Social, Guayaquil Ecuador. Email: mleyvaz@gmail.com

³Mathematics & Science Department, University of New Mexico. 705 Gurley Ave., Gallup, NM 87301, USA. e-mail: fsmarandache@gmail.com

Abstract:

In this work, elements related to mental models elicitation and analysis are addressed through causal models. Issues related to the need to include indeterminacy in causal relationships through neutrosophic cognitive maps are discussed. A proposal for static analysis in neutrosophic cognitive maps is presented. The following activities are included in the proposal: Calculate, measures of centrality, Classify nodes, De-neutrosification, and Ranking nodes. As future works, the incorporation of new metrics of centrality in neutrosophic cognitive maps is proposed. The inclusion of scenario analysis to the proposal is another area of future work.

Keywords: mental models, fuzzy cognitive maps, neutrosophic cognitive maps, static analysis in NCM

1 Introducción

Los modelos mentales son representaciones internas de una realidad externa de cada individuo [1, 2]. Esto, quiere decir, que, de la misma realidad externa, cada individuo puede tener variadas representaciones internas. Estas representaciones son modeladas frecuentemente mediante representaciones causales en presencia de incertidumbre [3].

Los modelos causales son herramientas cada vez más empleadas, para la comprensión y análisis de los sistemas complejos [4, 5]. Para considerar la causalidad desde un punto de vista computacional, se requiere la obtención de modelos causales imprecisos que tomen en consideración la incertidumbre [6]. El razonamiento causal es útil en la toma de decisiones por ser natural y fácil de entender y ser convincente porque explica el por qué se llega a una conclusión particular [7].

Para considerar la causalidad desde un punto de vista computacional, se requiere la obtención de modelos causales imprecisos empleando grafos dirigidos [6]. En este sentido existen dos técnicas de soft computing para la inferencia causal: redes bayesianas (RB) y mapas cognitivos difusos (MCD) [8]. Los MCD. Estos proveen esquemas más realistas para la representación del conocimiento brindando la posibilidad de representar ciclos y modelar la vaguedad [9].

2. Mapas Cognitivos Difusos (MCD)

Actualmente ha surgido la necesidad de plantear la causalidad en términos de lógica difusa ofreciendo esta un marco adecuado para tratar con la causalidad imperfecta. La teoría de los conjuntos difusos o borrosos fue introducida por Zadeh [11] en el año 1965. Esta parte de la teoría clásica de conjuntos, añadiendo una función de pertenencia [12].

Una función de pertenencia o inclusión $\mu_A(t)$ indica el grado en que la variable t está incluida en el concepto representado por la etiqueta A [13]. Para la definición de estas funciones de pertenencia se utilizan convenientemente ciertas

Maikel Leyva-Vázquez¹, Rebeca Escobar-Jara², Florentin Smarandache Modelos mentales y mapas cognitivos neutrosóficos

familias, por coincidir con el significado lingüístico de las etiquetas más utilizadas. Las más frecuentes son triangular, trapezoidal y gaussiana (Figura 1.7).

Los MCD (Figura 1.6) son una técnica desarrollada por Kosko como una extensión de los mapas cognitivos [14] permitiendo describir la fortaleza de la relación mediante el empleo de valores difusos en el intervalo $[-1,1]$. Constituyen una estructura de grafo difuso dirigido e incluyen la retroalimentación para representar causalidad [8]. La matriz de adyacencia se obtiene a partir de los valores asignados a los arcos (Figura 1).

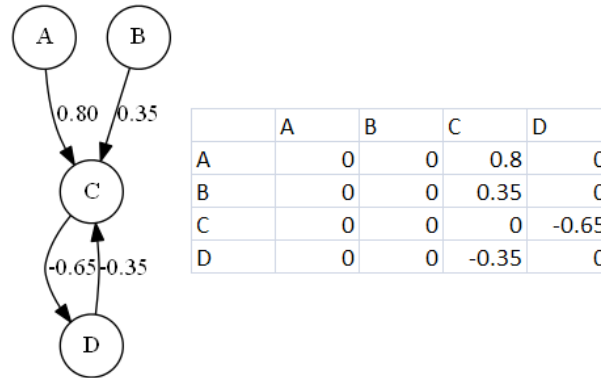


Figura 1 Mapa cognitivo difuso y su correspondiente matriz de adyacencia [15].

En los MCD existen tres posibles tipos de relaciones causales entre conceptos: causalidad positiva, causalidad negativa o la no existencia de relaciones.

–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 .

La no existencia de relaciones ($W_{ij} = 0$): Indica la no existencia de relación causal entre C_i y C_j .

Por otra parte el análisis dinámico se centra en el análisis de escenarios y orientado a metas [15]. Permite al usuario realizar observaciones y conclusiones adicionales no disponibles mediante el simple análisis estático. Está basado en un modelo de ejecución que calcula los niveles de activación en iteraciones sucesivas de los distintos conceptos. Esta simulación requiere adicionalmente la definición de los valores iniciales para cada concepto en un vector inicial [16].

Los valores de los conceptos son calculados en cada paso de la simulación forma siguiente:

$$A_i^{(t+1)} = f \left(A_i^{(t)} + \sum_{j=1}^N A_j^{(t)} \cdot w_{ji} \right) \quad (1)$$

donde $A_i^{(t+1)}$ es el valor del concepto C_i en el paso $t + 1$ de la simulación, $A_j^{(t)}$ es el valor del concepto C_j en el paso t de la simulación, w_{ji} es el peso de la conexión que va del concepto C_j al concepto C_i y $f(\cdot)$ es la función de activación [17]. Las principales funciones de activación reportadas en la literatura son la sigmoide y la tangente hiperbólica [17]. Estas funciones emplean un valor lambda (λ) para definirla pendiente [18]. De acuerdo al vector de entrada, el MCD convergerá a uno de los siguientes estados: punto fijo, ciclo límite o atractor caótico [19].

Los MCD han sido empleados para la toma de decisión en grupo debido a las facilidades que brinda para la agregación de modelos causales provenientes de múltiples expertos [20, 21]. Cuando participa un conjunto de expertos (k), la matriz de adyacencia del MCD colectivo se calcula de la siguiente forma:

$$E = \mu(E_1, E_2, \dots, E_k) \quad (2)$$

siendo por lo general el operador μ la media aritmética [22] o la media aritmética ponderada.

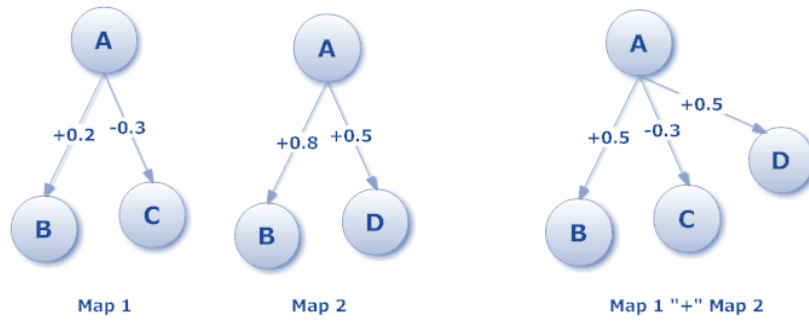


Figura 2. Agregación de MCD[23]

La agregación de MCD resulta especialmente útil debido a la importancia que presenta integrar conocimientos de diferentes expertos con modelos mentales diversos permitiendo la construcción de modelos mentales colectivos[24, 25].

En el proceso de agregación de los mapas cognitivos difusos se emplea fundamentalmente los operadores media y media ponderada (WA por sus siglas en inglés). Un operador WA tiene asociado un vector de pesos V , con $v_i \in [0,1]$ y $\sum_{i=1}^n v_i = 1$, teniendo la siguiente forma:

$$WA(a_1, \dots, a_n) = \sum_{i=1}^n v_i a_i \quad (3)$$

donde v_i representa la importancia/relevancia de la fuente de datos a_i .

Si se introduce un valor de credibilidad o fiabilidad de las fuentes se mejora este proceso realizando la agregación mediante la WA [22, 26] para la asignación de pesos se recomienda el empleo del proceso de Jerarquía Analítica (AHP por sus siglas en inglés).

Esta agregación de conocimiento permite mejorar la fiabilidad del modelo final, el cual es menos susceptible a creencias potencialmente erróneas de los expertos individuales [16]. Resulta especialmente útil además debido a la importancia que presenta integrar conocimientos de diferentes expertos con modelos mentales diversos [24]. Sin embargo, esta agregación de conocimiento es muy sensible a la presencia de valores atípicos, errores y valoraciones prejuiciadas [15, 27]. Es criterio de la autora de la investigación que este aspecto debe ser abordado desde nuevos enfoques que vayan más allá de la agregación de información mediante externos al modelo.

3 Mapas Cognitivos Neutrosóficos

La lógica neutrosófica es una generalización de la lógica difusa basada en el concepto de neutrosofía [28, 29]. Una matriz neutrosófica, por su parte, es una matriz donde los elementos $a = (a_{ij})$ han sido reemplazados por elementos en $\langle R \cup I \rangle$, donde $\langle R \cup I \rangle$ es un anillo neutrosófica entero [30]. Un grafo neutrosófico es un grafo en el cual al menos un arco es un arco neutrosófico [31].

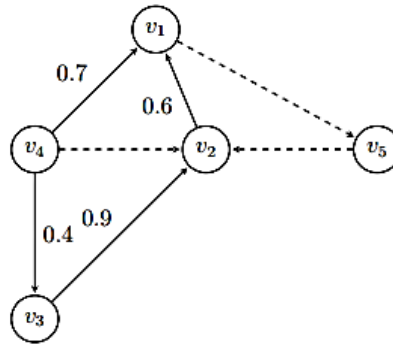


Figura. 3 Ejemplo MCN.

Si la indeterminación es introducida en un mapa cognitivo [32] entonces es llamado un mapa cognitivo neutrosófico, el cual resulta especialmente útil en la representación del conocimiento causal al permitir la representación y análisis de la indeterminación [28, 33].

Análisis estático en MCN

El análisis estático en MCN se centra en la selección de los conceptos que juegan un papel más importante en el sistema modelado [34]. Se realiza a partir de la matriz de adyacencia tomando en consideración el valor absoluto de los pesos [35]. A continuación, se muestra el proceso



Figura 4: Proceso propuesto.

Las siguientes medidas se emplean en el modelo propuesto basado en los valor absolutos de la matriz de adyacencia [16]: Outdegree $od(v_i)$ es la suma de las filas en la matriz de adyacencia neutrosófica. Refleja la fortaleza de las relaciones (c_{ij}) saliente de la variable.

$$od(v_i) = \sum_{j=1}^N c_{ij} \quad (4)$$

Indegree $id(v_i)$ es la suma de las columnas Refleja la Fortaleza de las relaciones (c_{ij}) saliente de la variable.

$$id(v_i) = \sum_{i=1}^N c_{ji} \quad (5)$$

Centralidad total (total degree $td(v_i)$), es la suma del indegree y el outdegree de la variable.

$$td(v_i) = od(v_i) + id(v_i) \quad (6)$$

En este caso se representa la relación entre las competencias en este caso un subconjunto de las llamadas competencias transversales de los estudiantes de sistemas [36].

Competencia	Descripción
c_1	Grado de capacidad para la resolución de los problemas matemáticos
c_2	Grado de comprensión y dominio de los conceptos básicos sobre las leyes de la informática
c_3	Grado de conocimientos sobre el uso y programación de los ordenadores
c_4	Grado de capacidad para resolver problemas dentro de su área de estudio
c_5	Grado motivación por el logro profesional y para afrontar nuevos retos,

Tabla 1. Competencias analizadas

El NCM se desarrolla mediante la captura de del conocimiento. La matriz de adyacencia neutrosófica generada se muestra en la Tabla 2.

0	0.7	0.4	1	0
0	0	0.9	0.7	0
0	0	0	0.9	0
0	0.5	0	0	0.9
0	1	0	0.7	0

Tabla 2: Matriz de adyacencia.

Las medidas de centralidad calculadas son mostradas a continuación. :

c_1	1.1+I
c_2	1.6
c_3	0.9
c_4	1.4
c_5	0.7+I

Tabla 3: Outdegree

c_1	0
c_2	1.2+I
c_3	1.3
c_4	2.3+I
c_5	0.9

Table 4: Indegree

c_1	1.1+I
c_2	2.8+I
c_3	1.9
c_4	3.7+I
c_5	1.6+I

Table 5: Total degree

Los nodos se clasifican de acuerdo con las siguientes reglas:

- Las variables transmisoras tienen outdegree positivo o indeterminada, y cero indegree.
- Las variables receptoras tienen una indegree indeterminado o positivo, y cero outdegree.
- Las variables ordinarias tienen un grado de indegree y outdegree distinto de cero. A continuación se clasifican los nodos

Nodo	Transmisor	Receptor	Ordinaria
c_1	X		
c_2			X
c_3			X
c_4			X
c_5			X

Table 6: Clasificación de los nodos

Un análisis estático en NCM [37] el cual da como resultado inicialmente número neutrosóficos de la forma $(a+bI)$, donde I = indeterminación [38]. E por ello que se requiere un procesos de-neutrosificación tal como fue propuesto por Salmerón and Smarandache [39]. $I \in [0,1]$ es reemplazado por sus valores máximos y mínimos.

c_1	[1.1, 2.1]
c_2	[3.7, 5.7]
c_3	2.18
c_4	[3.4, 4.4]
c_5	[1.6, 2.6]
c_6	[2.2, 3.2]

Tabla 7: De-neutroficación

Finalmente se trabaja con la media de los valores extremos para obtener un único valor [40] .

$$\lambda([a_1, a_2]) = \frac{a_1 + a_2}{2} \quad (7)$$

entonces

$$A \succ B \Leftrightarrow \frac{a_1 + a_2}{2} > \frac{b_1 + b_2}{2} \quad (3.8)$$

c_1	1.6
c_2	4,7
c_3	2.18
c_4	3,9
c_5	2,1
c_6	2.7

Table 8. Media de los valores extremos

A partir de estos valores numéricos se obtiene el siguiente orden $c_2 \succ c_4 \succ c_6 \succ c_3 \succ c_5 \succ c_1$

En este caso la competencia más importante es: "Comprensión y dominio de los conceptos básicos sobre las leyes de la informática".

Conclusiones

En el presente trabajo se abordaron aspectos relacionados con los modelos mentales mediante modelos causales. Se trataron aspectos relacionados con la necesidad de incluir la indeterminación en las relaciones causales mediante mapas cognitivos neutrosófico. Se presentó una propuesta para el análisis estático en mapas cognitivos neutrosóficos. Se incluyeron las siguientes actividades: Calcular, medidas de centralidad, Clasificar nodos, De-neutrosificación. Ordenar por importancia los nodos.

Como trabajos futuros se plantea la incorporación de nuevas métricas de centralidad en mapas cognitivos neutrosóficos. La inclusión del análisis de escenarios a la propuesta es otra área de trabajo futuro.

Referencias

1. Pérez-Teruel, K., M. Leyva-Vázquez, and V. Estrada-Sentí, Mental models consensus process using fuzzy cognitive maps and computing with words. *Ingeniería y Universidad*, 2015. 19(1): p. 173-188.
2. Pérez-Teruel, K. and M. Leyva-Vázquez, Neutrosophic logic for mental model elicitation and analysis. *Neutrosophic Sets and Systems*, 2012: p. 30.
3. Pérez Teruel, K., et al., Proceso de consenso en modelos mentales y aplicación al desarrollo de software ágil en bioinformática. *Revista Cubana de Información en Ciencias de la Salud*, 2014. 25(3): p. 318-332.
4. Sharif, A.M. and Z. Irani, Applying a fuzzy-morphological approach to complexity within management decision making. 2006, Emerald Group Publishing Limited. p. 930-961.
5. Glykas, M., *Fuzzy Cognitive Maps: Advances in Theory, Methodologies, Tools and Applications*. 2010: Springer Verlag.
6. Puente Agueda, C., Causality in Science. *Pensamiento Matemático*, 2011(1): p. 12.
7. Hernández-Díaz, N., M. Yelandy-Leyva, and B. Cuza-García, Modelos causales para la Gestión de Riesgos. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 2013. 7(4): p. 58-74.
8. Ping, C.W., A Methodology for Constructing Causal Knowledge Model from Fuzzy Cognitive Map to Bayesian Belief Network, in Department of Computer Science. 2009, Chonnam National University.
9. Zhi-Qiang, L.I.U., Causation, bayesian networks, and cognitive maps. *ACTA AUTOMATICA SINICA*, 2001. 27(4): p. 552-566.
10. Kandasamy, W.V. and F. Smarandache, Fuzzy cognitive maps and neutrosophic cognitive maps. 2003: Infinite Study.

11. Zadeh, L.A., Fuzzy sets. *Information and Control*, 1965. 8(3): p. 338-353.
12. Brio, B.M.d. and A.S. Molina, *Redes Neuronales y Sistemas Borosos*. Segunda Edición ed. 2001: Alfaomega.
13. Klir, G.J. and B. Yuan, *Fuzzy sets and fuzzy logic*. 1995: Prentice Hall New Jersey.
14. Kosko, B., Fuzzy cognitive maps. *International Journal of Man-Machine Studies*, 1986. 24(1): p. 65-75.
15. Leyva-Vázquez, M., *Modelo de Ayuda a la Toma de Decisiones Basado en Mapas Cognitivos Difusos*. 2013, UCI: La Habana.
16. Stach, W., L. Kurgan, and W. Pedrycz, Expert-Based and Computational Methods for Developing Fuzzy Cognitive Maps, in *Fuzzy Cognitive Maps*, M. Glykas, Editor. 2010, Springer: Berlin. p. 23-41.
17. Bueno, S. and J.L. Salmeron, Benchmarking main activation functions in fuzzy cognitive maps. *Expert Systems with Applications*., 2009. 36(3): p. 5221-5229.
18. Papageorgiou, E.I. and J.L. Salmeron., A Review of Fuzzy Cognitive Maps research during the last decade. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*., 2012.
19. Axelrod, R.M., *Structure of decision: The cognitive maps of political elites*. 1976: Princeton University Press Princeton, NJ.
20. Bradley, R., F. Dietrich, and C. List. Aggregating causal judgements. 2006 [cited 2012 April 18]; Available from: <http://eprints.lse.ac.uk/20088/>.
21. Khan, M.S. and M. Quaddus, Group Decision Support Using Fuzzy Cognitive Maps for Causal Reasoning. *Group Decision and Negotiation*, 2004. 13(5): p. 463-480.
22. Kosko, B., Hidden patterns in combined and adaptive knowledge networks. *International Journal of Approximate Reasoning*, 1988. 2(4): p. 377-393.
23. Espinoza, M.L., *A Fuzzy Cognitive Maps Based Model for Individual Travel Behaviour*. 2012, Hasselt University.
24. Goodier, C., et al., Causal mapping and scenario building with multiple organisations. *Futures*, 2010. 42(3): p. 219-229.
25. Yesil, E., et al. Control engineering education critical success factors modeling via Fuzzy Cognitive Maps. in *Information Technology Based Higher Education and Training (ITHET)*, 2013 International Conference on. 2013. IEEE.
26. Stach, W., L. Kurgan, and W. Pedrycz, A divide and conquer method for learning large Fuzzy Cognitive Maps. *Fuzzy Sets and Systems*, 2010. 161(19): p. 2515-2532.
27. Groumpos, P., *Fuzzy Cognitive Maps: Basic Theories and Their Application to Complex Systems*, in *Fuzzy Cognitive Maps*. 2010, Springer Berlin / Heidelberg. p. 1-22.
28. Smarandache, F., A unifying field in logics: neutrosophic logic. *Neutrosophy, neutrosophic set, neutrosophic probability and statistics*. 2005: American Research Press.
29. Vera, M., et al., Las habilidades del marketing como determinantes que sustentaran la competitividad de la Industria del arroz en el cantón Yaguachi. *Aplicación de los números SVN a la priorización de estrategias*. *Neutrosophic Sets & Systems*, 2016. 13.
30. Kandasamy, W.V. and F. Smarandache, *Fuzzy Neutrosophic Models for Social Scientists*. 2013: Education Publisher Inc.
31. Kandasamy, W.B.V. and F. Smarandache, *Fuzzy cognitive maps and neutrosophic cognitive maps*. 2003: American Research Press.
32. Leyva-Vázquez, M., et al. The Extended Hierarchical Linguistic Model in Fuzzy Cognitive Maps. in *Technologies and Innovation: Second International Conference, CITI 2016, Guayaquil, Ecuador, November 23-25, 2016, Proceedings 2*. 2016. Springer.
33. Leyva-Vázquez, M., et al., Técnicas para la representación del conocimiento causal: un estudio de caso en Informática Médica. *Revista Cubana de información en ciencias de la salud*, 2013. 24(1): p. 73-83.
34. Stach, W., *Learning and aggregation of fuzzy cognitive maps-An evolutionary approach*. 2011, University of Alberta.
35. Bello Lara, R., et al., Modelo para el análisis estático en grafos difusos basado en indicadores compuestos de centralidad. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 2015. 9(2): p. 52-65.
36. Antepara, E.J.H., et al., Competencies Interdependencies Analysis based on Neutrosophic Cognitive Mapping. *Neutrosophic Sets and Systems*, 2017: p. 89.
37. Pérez-Teruel, K. and M. Leyva-Vázquez, Neutrosophic logic for mental model elicitation and analysis. *Neutrosophic Sets and Systems*, 2012: p. 31-3.
38. Smarandache, F., Refined literal indeterminacy and the multiplication law of sub-indeterminacies. *Neutrosophic Sets and Systems*, 2015. 9: p. 58-63.
39. Salmeron, J.L. and F. Smarandacheb, Redesigning Decision Matrix Method with an indeterminacy-based inference process. *Multispace and Multistructure. Neutrosophic Transdisciplinarity (100 Collected Papers of Sciences)*, 2010. 4: p. 151.
40. Merigó, J., New extensions to the OWA operators and its application in decision making, in *Department of Business Administration, University of Barcelona*. 2008.