

## Análisis de Modelos Mentales Aplicado al Proceso de Aprendizaje

### [ Analysis of Mental Models Applied to the Learning Process ]

*Katya Martha Faggioni Colombo<sup>1</sup>, Mario Mata Villagomez<sup>2</sup>, Julio Bruce Novillo Granda<sup>3</sup>, and Fabiola Rosa Lopezdomínguez Rivas<sup>4</sup>*

<sup>1</sup>Facultad de Ciencias Matemáticas y Físicas,  
Universidad de Guayaquil, Guayaquil, Guayas, Ecuador

<sup>2</sup>Facultad de Ciencias Administrativas,  
Universidad de Guayaquil, Guayaquil, Guayas, Ecuador

<sup>3</sup>Escuela de Música,  
Universidad de las Artes, Guayaquil, Guayas, Ecuador

<sup>4</sup>Facultad de Ciencias Administrativas,  
Universidad de Guayaquil, Guayaquil, Guayas, Ecuador

---

Copyright © 2016 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the ***Creative Commons Attribution License***, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

**ABSTRACT:** Mental model representation using fuzzy graphs have recently grown in popularity for decision support and knowledge representation. Finding the most important node in the model has multiple applications. This paper presents a new model for static analysis in fuzzy graphs applied to the learning process. It makes use WA operators for the aggregation of the different centrality measures. This composite measure make possible to order the nodes and select the most important in a more integral way. WA operator brings flexibility to the model. A case study to show the applicability of the proposal is presented.

**KEYWORDS:** mental model, fuzzy graph, static analysis, centrality measures, WA operator.

**RESUMEN:** Los modelos mentales representados mediante grafos difusos han ganado en popularidad como soporte a la toma de decisiones y en la representación del conocimiento. La determinación del nodo más importante en un grafo difuso presenta múltiples aplicaciones como ayuda a la decisión. Sin embargo el análisis estático se ha centrado en la utilización de una sola medida de centralidad. En el presente artículo se describe un nuevo modelo para el análisis estático en modelos mentales aplicado al proceso de enseñanza. El mismo hace uso del operador para la agregación media ponderada de las distintas medidas de centralidad. Esta medida compuesta permite el ordenamiento de los nodos facilitando la selección de los conceptos más importantes de una forma más integral. La aplicabilidad de la propuesta es demostrada mediante un estudio de caso.

**PALABRAS-CLAVE:** modelo mental, grafo difuso, análisis estático, medidas de centralidad, operador WA.

## 1 INTRODUCCIÓN

La noción de relación difusa y grafo difuso ha ganado en importancia recientemente. Los mapas cognitivos difusos [1] y el paradigma del análisis inteligente de redes sociales (PISMA por sus siglas en inglés) [2] y análisis de redes sociales mediante de lógica difusa compensatoria [3] constituyen ejemplos significativos. En los grafos difusos resulta importante analizar las características estáticas del modelo [3]. El análisis estático puede contribuir a determinar en qué aspectos del sistema incidir o y cuales son componentes más importantes. Hasta ahora las propuestas se han centrado mayormente en buscar la centralidad de los nodos a partir del número de conexiones directas [4] ignorando otras medidas de centralidad igualmente importantes.

En este trabajo se presenta un modelo para la realización de análisis estático en grafos difusos representando modelos mentales[5] basado en la composición de métricas de centralidad utilizando el operador media ponderada. Este trabajo está organizado de la forma que se muestra a continuación. La Sección 2 está dedicada se brinda una introducción al análisis estático en grafos difusos y la Sección 3 el operador media ponderada. A continuación la Sección 4 se presenta el modelo propuesto. La sección 5 está dedicada a presentar el estudio de caso. La Sección 5 aborda las conclusiones y propuestas de trabajos futuros.

## 2 ANÁLISIS ESTÁTICO EN GRAFOS DIFUSOS

Si bien las relaciones tradicionales son apropiadas para describir relaciones tales como padres de, los conjuntos difusos son mejores en la captura de relaciones en que existas distintos grados de pertenencia tales como las de amigo de [6]. Una relación borrosa en  $X$  es un mapeo  $R : X \times X \rightarrow [0, 1]$ , donde  $R(x, y)$  indica el grado de relación de  $x$  con  $y$  [7]. Esto permite la ampliación del concepto de las conexiones en una red al poderse referir no solo a si dos nodos están conectados o no permiten modelar qué tanto están conectados los nodos. Se denota un grafo difuso como  $G = \langle V, E, R \rangle$  siendo  $V$  el conjunto de vértices,  $E$  es el conjunto de aristas y  $R$  es una relación  $R : V \times V \rightarrow [0, 1]$ .

Con el uso de conjuntos difusos es posible formalizar variables lingüísticas [2] útiles para representar modelos mentales. Entre las deficiencias existentes en el análisis estático se encuentran la falta de análisis de la importancia de los nodos en el flujo de información, las conexiones indirectas, la cercanía a determinados nodos y su posición en el grafo entre otros elementos y su posterior consideración en el ordenamiento de los nodos [4]. Otro aspecto a tener en cuenta es que en muchos problemas es necesario incorporar un ordenamiento multicriterio de los nodos[8]. El análisis estático presenta como objetivo la determinación de los nodos más importantes del grafo. Esto se logra a partir de la aplicación de la teoría de grafos, específicamente de las métricas de centralidad.

Los modelos mentales son representaciones individuales de la realidad externa que las personas usan en las interacciones con el mundo que les rodea, estos son representado adecuadamente mediante grafos difusos [9]. Son desarrollados por los individuos sobre la base de sus experiencias, percepciones y entendimiento del mundo. Los modelos mentales son representaciones incompletas de la realidad, lo que lleva a la necesidad del trabajo grupal para ampliar el alcance de los modelos mentales individuales incompletos [10]. Este modelos mentales presenta múltiples aplicaciones en el proceso de aprendizaje entre ello se destaca la comprensión de sistemas complejos en los estudiantes [11] y dentro de este cuáles o cuáles son los conceptos más importante en los estudiantes.

## 3 OPERADOR MEDIA PONDERADA

Los operadores de agregación son un tipo función matemática empleada para la fusión de la información. Combinan  $n$  valores en un dominio  $D$  y devuelven un valor en el mismo dominio [12]. Los operadores de agregación presentan múltiples aplicaciones en distintas áreas [13]. En la toma de decisiones su papel fundamental está en la evaluación y en la construcción de alternativas [12]. Su empleo se enmarca fundamentalmente en la toma de decisiones multicriterio.

Una de las familias de operadores de agregación más empleadas media ponderada (WA-Weighted Averaging por sus siglas en inglés).

Es uno de los operadores de agregación más empleados en la literatura. La media ponderada se define de la siguiente forma:

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:

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

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

#### 4 FLUJO DE TRABAJO PROPUESTO

Los autores proponen la creación de una medida de centralidad compuesta a partir del operador WA que combine un grupo de medidas seleccionadas por el decisor para analizar los modelos de aprendizaje con aplicación al proceso de enseñanza. La utilización de este operador permite fusionar las distintas medidas de centralidad teniendo en cuenta el nivel de compensación en el cálculo de la medida compuesta. A continuación se describen las actividades del modelo. Gráficamente se muestra el modelo en la figura 1.

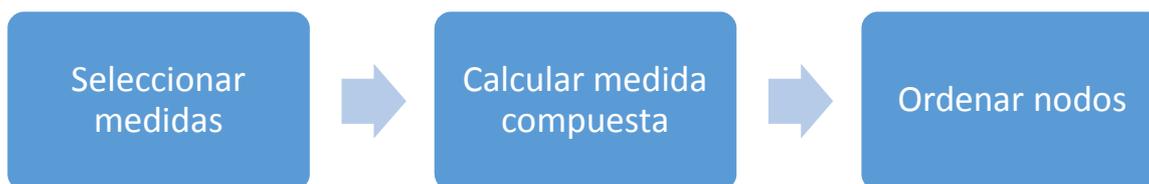


Fig. 1. Modelo Propuesto

A continuación se describen las actividades:

1. Seleccionar medidas. Se seleccionan las medidas de centralidad a analizar. Estas medidas son derivadas de la teoría de grafos y del análisis de redes sociales fundamentalmente [9]. Se destacan el grado de salida y grado de entrada de los nodos [14] dentro de los más frecuentes.
2. Calcular medida compuesta: Se calcula una medida compuesta de centralidad. La agregación de los valores de las medidas normalizadas se realiza mediante el operador WA.
3. Ordenar nodos: En esta actividad se ordenan los nodos de acuerdo a su importancia en el modelo de acuerdo al valor obtenido a partir de la(s) medida(s) seleccionada(s).

#### 5 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El estudio de caso presentado estaba basado en un mapa cognitivo difuso (MCD) como forma de grafo difuso a partir de un modelo previo obtenido en el cual se describen modelos mentales. A continuación se muestran los conceptos utilizados así como los términos lingüísticos empleados [15, 16].

Tabla 1. Términos lingüísticos utilizados

C	Cero
PD	Positivamente Débil
PM	Positivamente media
PF	Positivamente fuerte
PMF	Positivamente muy fuerte

Se incluyen los siguientes nodos (tablas 2)

Tabla 2. Nodos del MCD

Nodo	Descripción
A	Competencias y experticia de los miembros del equipo
B	Motivación de los miembros del equipo
C	Conocimiento de la gerencia en relación al desarrollo ágil de software
D	Relaciones con el cliente
E	Presencia y compromiso de los clientes

A continuación se muestra la representación gráfica del modelo mental clectivo.

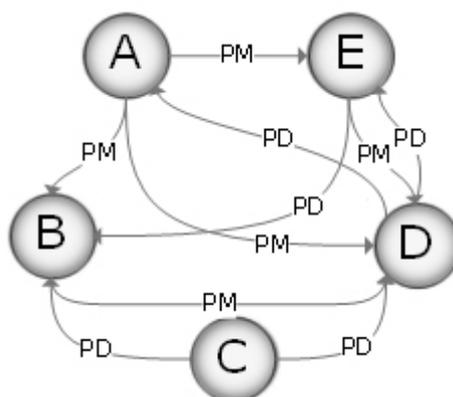


Fig. 2. Modelo mental [10]

A continuación se muestra la matriz de adyacencia transformando los valores lingüísticos a numéricos[17].

Tabla 3. Matriz de adyacencia

0	0.5	0	0.5	0.5
0	0	0	0.5	0
0	0.25	0	0.25	0
0.25	0	0	0	0.25
0	0.25	0	0.5	0

Se seleccionaron como mediadas de centralidad el grado de salida y el grado de entrada, con el siguiente vector de pesos  $V = [0.6, 0.4]$ .

Tabla 4. Cálculo de la centralidad compuesta

Nodo	Grado de entrada	Grado de salida	Centralidad Compuesta
A	0.25	1,5	0,75
B	1	0,5	0,8
C	0	0,5	0,25
D	1.75	0,75	1,25
E	0.75	0,5	0,75

Un ordenamiento de los nodos sería el siguiente:

$$\{D, B, A, E, C\}$$

Mostrando que en el modelo mental analizado el elemento más importante son las relaciones con el cliente y la motivación de los miembros del equipo, permitiendo analizar de este modo los elementos más significativos en el modelo mental.

## 6 CONCLUSIONES

La utilización de un grafo para representar y modelar fenómenos de la vida real y en especial lo modelos mentales mantiene una creciente atención. El análisis estático permite la selección de los nodos más importantes dentro de un grafo difuso. Sin embargo generalmente se emplea una sola de las medidas de centralidad, la centralidad de grado, dejando a un lado otro número importantes de estas medidas.

En este trabajo se presentó un modelo que combina distintas medidas de centralidad en una medida compuesta de centralidad en grafos difusos para representar modelos mentales para la realización del análisis estático. La utilización del operador WA permite la agregación de las distintas medidas con un modo flexible. Esta posibilita el ordenamiento de los nodos de acuerdo a la medida de centralidad compuesta calculada para la selección de los nodos más importantes en los modelos mentales.

La determinación de las relaciones más importantes en la red a partir de predicados compuestos y uso de la lógica difusa compensatoria es un área de trabajo futuro. Otra área de trabajo es la creación de una aplicación informática que brinde soporte el modelo.

## REFERENCIAS

- [1] Leyva Vázquez, M.Y., et al., Modelo para el análisis de escenarios basados en mapas cognitivos difusos: estudio de caso en software biomédico. *Ingeniería y Universidad*, 2013. **17**(2): p. 375-390.
- [2] Yager, R.R., Intelligent social network analysis using granular computing. *International Journal of Intelligent Systems*, 2008. **23**(11): p. 1197-1219.
- [3] Leyva-Vázquez, M.Y., R. Bello-Lara, and R.A. Espín-Andrade, Compensatory fuzzy logic for intelligent social network analysis. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 2014. **8**(4): p. 74-85.
- [4] Altay, A. and G. Kayakutlu, Fuzzy cognitive mapping in factor elimination: A case study for innovative power and risks. *Procedia Computer Science*, 2011. **3**(0): p. 1111-1119.
- [5] Gray, S.A., E. Zanre, and S. Gray, Fuzzy cognitive maps as representations of mental models and group beliefs, in *Fuzzy Cognitive Maps for Applied Sciences and Engineering*. 2014, Springer. p. 29-48.
- [6] Wierman, M.J., *An Introduction to the Mathematics of Uncertainty*. 2010: Center for Mathematics of Uncertainty, Inc.
- [7] Yager, R.R., Concept representation and database structures in fuzzy social relational networks. *Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, IEEE Transactions on, 2010. **40**(2): p. 413-419.
- [8] Jun, H., W. Bing, and L. Deyi. Evaluating Node Importance with Multi-Criteria. in *Green Computing and Communications (GreenCom), 2010 IEEE/ACM Int'l Conference on & Int'l Conference on Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom)*. 2010.
- [9] 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.
- [10] Pérez Teruel, K., M.Y. Leyva Vázquez, and V. Estrada Sentí, 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.
- [11] Ross, J., *Assessing Understanding of Complex Causal Networks Using an Interactive Game Dissertation*. 2013, Citeseer.
- [12] Torra, V. and Y. Narukawa, *Modeling decisions: information fusion and aggregation operators*. 2007: Springer.
- [13] Beliakov, G., A. Pradera, and T. Calvo, *Aggregation functions: a guide for practitioners*. 2007: Springer.
- [14] 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.
- [15] Saleh, S.H., et al., Modelo para la representación de las interrelaciones entre síntomas, signos y enfermedades cardiovasculares basadas en computación con palabras y mapas cognitivos difusos competitivos. *Investigación Tecnología e Innovación*, 2015. **6**(6).
- [16] Arroyave, M.R.M., A.F. Estrada, and R.C. González, Modelo de recomendación para la orientación vocacional basado en la computación con palabras [Recommendation models for vocational orientation based on computing with words]. *International Journal of Innovation and Applied Studies*, 2016. **15**(1): p. 80.
- [17] Pérez-Teruel, K., et al., Computación con palabras en la toma de decisiones mediante mapas cognitivos difusos. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 2014. **8**(2): p. 19-34.