

# Análisis estático en mapas cognitivos difusos basado en una medida de centralidad compuesta.

Rafael Bello Lara  
Susana González Espinosa  
Maikel Yelandi Leyva Vázquez

Los mapas cognitivos difusos constituyen una técnica que ha recibido una creciente atención debido a sus posibilidades para la representación del conocimiento causal, siendo de gran ayuda para la toma de decisiones, especialmente en situaciones con alto grado de incertidumbre y/o de gran complejidad en el que el decisor requiere conocer los impactos de sus acciones sobre un sistema. El análisis estático puede contribuir a determinar en qué aspectos del sistema incidir o en reducir la cantidad de criterios que se analizan; sin embargo las propuestas se han centrado fundamentalmente en una sola medida de centralidad, usualmente centralidad de grado para encontrar el nodo más importante, ignorando así otras medidas de centralidad igualmente importantes. En el presente trabajo se propone una técnica para la realización de análisis estático en mapas cognitivos difusos basado en la utilización de operadores de agregación particularmente el OWA dependiente (D-OWA) para obtener una medida de centralidad compuesta. La aplicabilidad de la propuesta es demostrada mediante un caso de estudio relacionado con el análisis de los factores críticos de éxito de los proyectos de integración de datos.

*Palabras clave:* cognitivos difusos, análisis estático, operadores OWA, medidas de centralidad.

## RESUMEN

## ABSTRACT

Fuzzy cognitive maps are a technique that has received an increasing attention due to its ability to represent causal knowledge being this a great help in the decision making process, especially in situations with a high degree of uncertainty and / or highly complexity in which the decision maker needs to know the impact of the actions on a system. Static analysis can help determining which aspects of the system should be influenced or reducing the number of criteria addressed; however proposals have primarily focused on a single measure of centrality, usually degree centrality to find the most important node, thus ignoring other equally important measures of centrality. In this paper a technique for performing static analysis in fuzzy cognitive maps based on the use of aggregation operators particularly the dependent OWA, Ordered Weighted Averaging (D-OWA) in order to obtain a composite measure of centrality is proposed. The applicability of the proposal is demonstrated by a case of study related to the analysis of success critical factors for the data integration projects.

*Keywords:* fuzzy cognitive maps, static analysis, OWA operator, centrality measures.

## Introducción

Los mapas cognitivos difusos (MCD) constituyen una técnica que ha venido recibiendo una creciente atención debido a sus posibilidades para

la representación del conocimiento causal. Estos fueron introducidos por Kosko (Salmeron, 2009) como una extensión de los mapas cognitivos (Kosko, 1986).

Los MCD mejoran los mapas cognitivos describiendo la fortaleza de la relación mediante el empleo de valores borrosos en el intervalo  $[-1,1]$ . Los nodos son conceptos

causales y pueden modelar eventos, acciones, valores, metas o procesos (M. Leyva-Vázquez, Karina Pérez-Teruel, Febles-Estrada, & Gulín-González, 2013). Constituyen una estructura de grafo difuso con retroalimentación para representar causalidad. Resultan especialmente adecuados para la toma de decisiones especialmente para las situaciones en que se presente alta incertidumbre y en situaciones complejas en que el decisor requiere conocer los impactos de sus acciones sobre un sistema (Maikel Y. Leyva-Vázquez, Pérez Teurel, Febles Estrada, & Gulín González, 2013).

En los MCD aplicados a problemas de decisión resulta importante analizar las características estáticas del modelo. El análisis estático contribuye a determinar en qué aspectos del sistema incidir o en reducir la cantidad de criterios que se analizan. Hasta ahora las propuestas se han centrado fundamentalmente en buscar la centralidad de los nodos a partir del número de conexiones directas (Altay & Kayakutlu, 2011) ignorando otras medidas de centralidad igualmente importantes.

En este trabajo se presenta una técnica para la realización de análisis estático en MCD basado en la utilización de operadores de agregación que permitan obtener una medida de centralidad compuesta que tenga en cuenta diferentes medidas de centralidad. Este trabajo está organizado de la forma que se muestra a continuación. La Sección 2 brinda una introducción al análisis estático en mapas cognitivos difusos. A continuación la Sección 3 introduce conceptos fundamentales relacionados con el operador OWA y se presenta la técnica propuesta. La sección 4 está dedicada a presentar un estudio de caso. La Sección 5 está dedicada a las conclusiones y propuestas de trabajos futuros.

## Materiales y métodos

### Análisis estático en MCD

El análisis estático presenta como objetivo la determinación de los nodos más importantes del MCD y/o la selección de los conceptos en que se va a intervenir. Esto se logra a partir de la aplicación de la teoría de grafos, específicamente de las métricas

de centralidad.

Un MCD puede ser representado a través de un dígrafo en el cual los nodos representan conceptos y los arcos indican relación causal (Kosko, 1997). La matriz de adyacencia es obtenida a partir de estos valores asignados a los arcos. Los MCD son representados como un grafo dirigido, donde es el conjunto de nodos y es el conjunto de conexiones entre esos nodos.

En los MCD existen tres posibles tipos de relaciones causales (conexiones) 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 causales entre  $C_i$  y  $C_j$ .

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 MCD entre otros elementos y su posterior consideración en el ordenamiento de los nodos (Altay & Kayakutlu, 2011). Otro aspecto a tener en cuenta es que en muchos problemas es necesario incorporar un ordenamiento multicriterio de los nodos (Jun, Bing, & Deyi, 2010).

### Operadores OWA

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 ese mismo dominio (Torra & Narukawa, 2007). Los operadores de agregación presentan varias aplicaciones en diversos dominios (Beliakov, Pradera, & Calvo, 2007). En la toma de decisiones su papel fundamental está en la evaluación y en la construcción de alternativas (Torra & Narukawa, 2007). Su empleo se enmarca fundamentalmente en la toma de decisiones multicriterio.

Una de las familias de operadores de agregación más empleadas son los operadores OWA (ordered weighted averaging o traducido al español media ponderada ordenada) (Yager, 1988). Estos operadores unifican los criterios clásicos de decisión con incertidumbre en un solo modelo. Es decir, esta unificación abarca los criterios optimista, el pesimista, el de Laplace y el de Hurwicz en una sola expresión (Merigó, 2008).

Un operador OWA es una función  $F: R^n \rightarrow R$  de dimensión  $n$  si tiene un vector asociado  $W$  de dimensión  $n$  con:

$$w_{ij} \in [0, 1] \text{ y } \sum_{j=1}^n w_j = 1,$$

de forma tal que:

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

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

El vector  $W$  por otra parte es empleado para indicar el nivel de compensación entre los criterios y el nivel de optimismo del decisor (Torra & Narukawa, 2007). Los operadores de agregación pueden ser empleados para la obtención de indicadores compuestos que resumen en un solo valor los resultados de otros indicadores (Munda & Nardo, 2003). En el presente trabajo se propone la utilización del operador OWA dependiente (D-OWA) (Xu, 2006), donde el vector de pesos del operador OWA

$$W = (w_1, w_2, \dots, w_n) \quad (2)$$

$$w_j = \frac{s(a_{\sigma(j)}, \mu)}{\sum_{j=1}^n s(a_{\sigma(j)}, \mu)}, j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

donde:

$s(a_{\sigma(j)}, \mu)$  es el grado de similaridad entre el  $j$ -ésimo argumento y la media aritmética ( $\mu$ ).

Nótese que en este caso se determinan los pesos del vector  $w$  sobre la base de los argumentos de entrada que se desea agregar por lo tanto es un operador de tipo neat OWA (Yager, Kacprzyk, & Beliakov, 2011). El nivel de compensación de la agregación (orness) puede ser calculado mediante la ecuación (Xu, 2006):

$$orness(w) = \frac{1}{n-1} \frac{\sum_{j=1}^n (n-j) s(a_j, \mu)}{\sum_{j=1}^n s(a_j, \mu)} \quad (4)$$

## Técnica Propuesta.

Los autores proponen la creación de una medida de centralidad compuesta a partir del operador D-OWA que resume un grupo de medidas seleccionadas por el decisor. 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 que conforman la técnica.

- **Seleccionar medidas:** Se selecciona el aspecto del MCD o la combinación que se desea analizar. Se recomienda la determinación de medidas para los siguientes aspectos: qué tan fuertemente conectado está un nodo (5), la importancia en el flujo de información (6), y la rapidez en la difusión de la información (7). Finalmente se calcula(n) la(s) medida(s) seleccionada(s).

- **Calcular medida compuesta:** Se calcula una medida compuesta de centralidad. La agregación de los valores de las medidas normalizadas se realiza mediante el operador D-OWA.

- **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). Adicionalmente se puede visualizar el MCD para un mejor análisis.

A continuación se definen las medidas recomendadas:

- **Centralidad de grado.**

La centralidad de grado ( $C(v)$ ) se calcula a partir de la suma de su grado de entrada ( $id(v)$ ) y grado de salida ( $od(v)$ ), tal como se expresa en la fórmula siguiente:

$$C(v) = id(v) + od(v) \quad (5)$$

La centralidad en un MCD indica qué tan fuertemente está relacionado un nodo con otros a partir de sus conexiones directas.

- **Intermediación.**

La intermediación se calcula mediante la siguiente expresión:

$$C_B(v) = \sum_{s \neq v \neq t \in V} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}} \quad (6)$$

donde  $\sigma_{st}$  representa el número de caminos que tienen la longitud menor desde el nodo  $s$  hasta el nodo  $t$  y  $\sigma_{st}$  es el número de caminos de mayor longitud que pasan de  $s$  a  $t$ . En un MCD indica la importancia de un nodo en el flujo de la información (Samarasinghea & Strickert, 2011).

- **Cercanía.**

La cercanía se define como:

$$C_c(V) = \frac{1}{\sum_{t \in V} d_G(v,t)} \quad (7)$$

donde:

$t \neq v$  y  $d_G(v,t)$  es el camino más corto entre  $v$  y  $t$ . En el caso de un MCD brinda información sobre cuán rápido se difunde la información de un nodo por la red (Samarasinghea & Strickert, 2011).

Se podrán tener en cuenta además otro conjunto de medidas como la centralidad por vector propio (Borgatti, 2005), la centralidad de Bonacich (Criado, Romance, & Sánchez, 2012), entre otras. El decisor

podrá tomar solo un conjunto de estas medidas de centralidad en dependencia de los factores que desea tener en cuenta.

## Estudio de Casos

El estudio de caso es a partir de un modelo previo obtenido por los autores de los factores críticos de éxito (FCE) de los proyectos de integración de datos (M.Y. Leyva-Vázquez, Rosado-Rosello, & Febles-Estrada, 2012). El mismo presenta como unidad de análisis los proyectos de integración de datos. La integración de datos consiste en la combinación de los datos que residen en diferentes fuentes, y en proporcionar al usuario una visión unificada de estos (Lenzerini, 2002). A pesar de su importancia relativamente pocos estudios se han realizado para evaluar las prácticas, y en especial los FCE en este tipo de proyectos. En la Tabla 1 se muestra una descripción de los FCE seleccionados.

**Tabla 1: FCE en proyectos de integración de datos.**

<b>Id</b>	<b>Factor</b>	<b>Descripción</b>
<b>N1</b>	Apoyo de la alta gerencia.	Apoyo de los directivos de la organización que permite contar con la coordinación y los recursos necesarios para el desarrollo del proyecto.
<b>N2</b>	Participación de los usuarios.	Participación activa de los usuarios en el proyecto.
<b>N3</b>	Conocimiento técnico de los usuarios.	Conocimientos relacionados con las tecnologías utilizadas en los proyectos de integración de datos por parte de los usuarios finales.
<b>N4</b>	Definición del alcance y prioridades.	Definición clara de las metas del proyecto, su alcance y prioridades de desarrollo.
<b>N5</b>	Calidad de las fuentes de datos.	Grado de calidad de los datos en las fuentes seleccionadas.
<b>N6</b>	Entrenamiento de los usuarios	Preparación brindada a los usuarios finales, en forma de cursos, entrenamientos, etc.
<b>N7</b>	Definición de requisitos.	Grado de definición y entendimiento de los requisitos y necesidades de información de la organización.
<b>N8</b>	Tiempo.	Grado en que se da una respuesta rápida a los usuarios de sus necesidades de información.
<b>N9</b>	Compromiso del cliente con la solución.	Grado de compromiso con el éxito de la solución por parte del cliente.
<b>N10</b>	Disponibilidad tecnológica.	Disponibilidad de la tecnología de hardware y software para el desarrollo de la solución.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0,35 & 0 & 0,2 & 0 & 0,1 & 0,1 & -0,45 & 0,35 & 0,2 \\ 0,8 & 0 & 0 & 0,5 & 0 & 0,35 & 0,29 & 0 & 0,65 & 0 \\ 0,35 & 0,35 & 0 & 0 & 0 & 0,67 & 0 & 0,1 & 0 & 0,2 \\ 0,65 & 0,89 & 0,8 & 0 & 0 & 0,1 & 0,65 & 0 & 0,55 & 0,1 \\ 0,1 & 0 & 0,44 & 0,28 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,2 \\ 0,5 & 0,6 & -0,65 & 0,2 & 0 & 0 & 0,1 & 0 & 0,35 & 0 \\ 0,58 & 0,89 & 0,65 & 0,8 & 0,2 & 0 & 0 & 0 & 0,5 & 0 \\ -0,35 & -0,76 & -0,65 & -0,65 & -0,76 & 0 & 0 & 0 & -0,7 & 0,65 \\ 0,73 & 0,67 & 0 & 0,5 & 0,2 & 0,5 & 0,5 & -0,5 & 0 & 0 \\ 0,73 & 0 & 0 & 0,35 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Figura 1. Matriz de adyacencia

La Figura 1 muestra la matriz de adyacencia del MCD obtenido. Esta representa los valores de las conexiones entre factores indicando relaciones causales entre indicadores.

MCD visualizado a partir de la utilización de las bibliotecas networkx y matplotlib de Python, las cuales además se usaron para el cálculo de las medidas de centralidad propuestas.

La Figura 2 muestra una representación del

Networkx es una biblioteca basado en

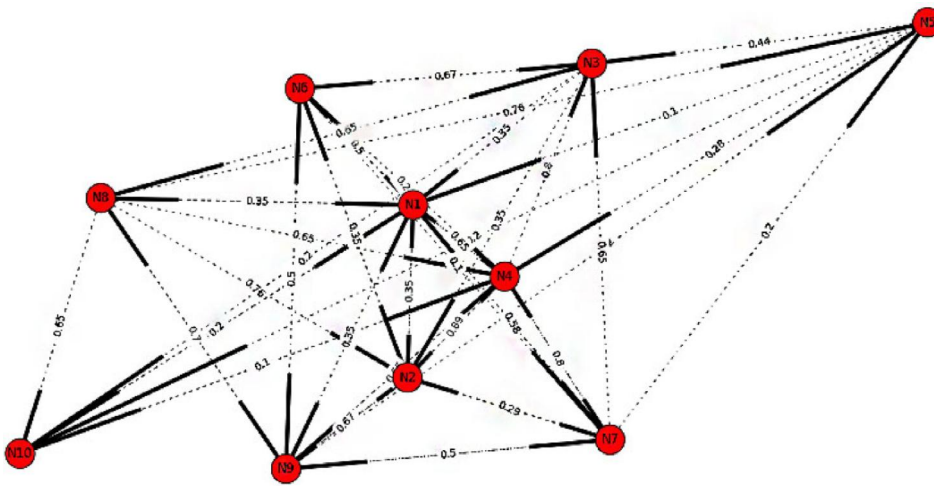


Figura 2. Visualización del MCD.

Tabla 2. Centralidad de los factores.

Factor	C	C <sub>B</sub>	C <sub>C</sub>	D-OWA
N1	0.8888888888888888	0.1393518518518518	0.8181818181818182	0.673676924206013
N2	0.6666666666666666	0.019907407407407405	0.6923076923076923	0.514405338434649
N3	0.5555555555555556	0.04374999999999999	0.6923076923076923	0.472842481125126
N4	0.8333333333333333	0.1087962962962963	0.8181818181818182	0.646457219069671
N5	0.3888888888888888	0.009722222222222222	0.6428571428571429	0.365441792978788
N6	0.6111111111111111	0.02175925925925926	0.7500000000000000	0.510366319851123
N7	0.6111111111111111	0.04189814814814814	0.7500000000000000	0.515227919905226
N8	0.5555555555555556	0.03726851851851852	0.8181818181818182	0.504560469765904
N9	0.7222222222222222	0.06087962962962962	0.8181818181818182	0.590437344932748
N10	0.3888888888888888	0.002777777777777778	0.5294117647058824	0.336944295261964

Python para la creación, manipulación, y el estudio de la estructura y dinámica de redes de complejas. Su robustez la ha popularizado en diversas áreas de la comunidad científica siendo muy usada por matemáticos, físicos, biólogos y sociólogos. Cuenta con alrededor de 400 rutinas y algoritmos que permiten importar/exportar redes, su visualización así como realizar de un sólido análisis.

Matplotlib es una biblioteca para la generación de gráficos a partir de datos contenidos en listas o arrays en el lenguaje de programación Python y su extensión matemática NumPy. Proporciona una API, pylab, diseñada para recordar a la de MATLAB.

El análisis estático se realiza a partir de las tres medidas de centralidad sugeridas, las cuáles en este caso son agregadas mediante el operador (D-OWA), previa normalización de las medidas. Los resultados se muestran en la Tabla 2.

Realizando un análisis de cada medida de centralidad por separado obtendríamos los siguientes resultados, como se muestra en la Tabla 3.

Se puede apreciar que en todos los casos el ordenamiento contiene los mismos factores al principio y al final sin embargo difieren en el orden los que están en el centro, además en dos de las medidas existen varios empates lo cual es muy común ya que en un grafo varios nodos

**Tabla 3: Ordenamiento de los factores según la medida de centralidad.**

Medida de centralidad	Orden de los factores
C	N1 > N4 > N9 > N2 > N6 ~ N7 > N3 ~ N8 > N5 ~ N10
C <sub>B</sub>	N1 > N4 > N9 > N3 > N7 > N8 > N6 > N2 > N5 > N10
C <sub>C</sub>	N1 ~ N4 ~ N8 ~ N9 > N6 ~ N7 > N2 ~ N3 > N5 > N10

pueden tener las mismas características estructurales. Además en cada caso solo se tiene en cuenta el valor de una medida para realizar el ordenamiento.

A continuación se muestra la representación gráfica del MCD haciendo uso de la medida compuesta para su visualización. Ver la Figura 3. Nótese como a partir del valor de dicha medida los nodos difieren en tamaño y color a partir de su importancia en el mapa.

El ordenamiento de los factores se realiza de la siguiente forma:

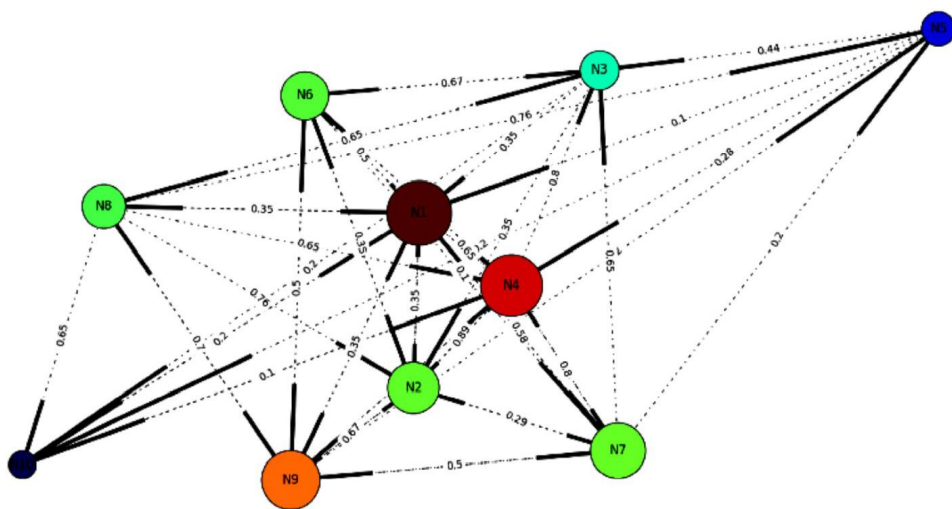
N1 ■ N4 ■ N9 ■ N7 ■ N2 ■ N6 ■ N8 ■ N3 ■ N5 ■ N10. En este caso se muestra un predominio de factores relacionados con los aspectos humanos y de procesos (N1, N4, N9) sobre los asociados con factores técnicos (N5, N10) lo que coincide con la experiencia de los especialistas y lo reportado en la literatura (Nasir & Sahibuddin, 2011). Adicionalmente se destaca la no existencia de empates en el ordenamiento de los nodos, la posibilidad de realizar el análisis teniendo en cuenta el valor de todas las medidas de centralidad a partir del operador D-OWA y la facilidad para su utilización en la visualización de datos.

### Conclusiones

La utilización de un MCD como ayuda a la toma de decisiones ha recibido una creciente atención. El análisis estático posibilita la reducción del mapa o la selección de los nodos en los cuales influir en el sistema representado por el MCD. Sin embargo generalmente se emplea una de estas métricas, la centralidad de grado, dejando de lado otro número importantes de medidas de centralidad.

En este trabajo se presentó una técnica que combina distintas medidas de centralidad en una medida compuesta de centralidad en mapas cognitivos difusos para la realización del análisis estático. La utilización del operador D-OWA 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 o la reducción del mapa.

La determinación de las relaciones causales más importantes es un área de trabajo futuro. Otra área de trabajo es la creación de una herramienta informática que soporte la técnica.



**Tabla 3: Visualización del MCD utilizando la medida de centralidad compuesta.**

### Bibliografía

Altay, A., & Kayakutlu, G. (2011). Fuzzy cognitive mapping in factor elimination: A case study for innovative power and risks. *Procedia Computer Science*, 3(0), 1111-1119. doi: 10.1016/j.procs.2010.12.181

Beliakov, G., Pradera, A., & Calvo, T. (2007). *Aggregation functions: a guide for practitioners* (Vol. 221). Berlin: Springer.

Borgatti, S. P. (2005). Centrality and network flow. *Social Networks*, 27(1), 55-71. doi: 10.1016/j.socnet.2004.11.008

Criado, R., Romance, M., & Sánchez, A. (2012). Interest point detection in images using complex network analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 236(12), 2975-2980. doi: 10.1016/j.cam.2011.05.026

Jun, H., Bing, W., & Deyi, L. (2010, 18-20 Dec. 2010). Evaluating Node Importance with Multi-Criteria. Paper presented at the Green Computing and Communications (GreenCom), 2010 IEEE/ACM Int'l Conference on & Int'l Conference on Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom).

Kosko, B. (1986). Fuzzy cognitive maps. *International Journal of Man-Machine Studies*, 24(1), 65-75.

Kosko, B. (1997). *Fuzzy engineering*: Prentice-Hall, Inc.

Lenzerini, M. (2002). Data integration: a theoretical perspective. Paper presented at the Proceedings of the twenty-first ACM SIGMOD-SIGACT-SIGART symposium on Principles of database systems, Dison, Wisconsin.

Leyva-Vázquez, M., Karina Pérez-Teruel, Febles-Estrada, A., & Gulín-González, J. (2013). Técnicas para la representación del conocimiento causal. Un estudio de caso en Informática Médica. *ACIMED*, 24(1).

- Leyva-Vázquez, M. Y., Pérez Teurel, K., Febles Estrada, A., & Gulín González, J. (2013). Modelo para el análisis de escenarios basado en mapas cognitivos difusos. *Ingeniería y Universidad* 17(2).
- Leyva-Vázquez, M. Y., Rosado-Rosello, R., & Febles-Estrada, A. (2012). Modelado y análisis de los factores críticos de éxito de los proyectos de software mediante mapas cognitivos difusos. *Ciencias de la Información*, 43(2), 41-46.
- Merigó, J. (2008). New extensions to the OWA operators and its application in decision making. PhD Thesis.
- Munda, G., & Nardo, M. (2003). On the methodological foundations of composite indicators used for ranking countries. *Ispra, Italy: Joint Research Centre of the European Communities*.
- Nasir, M. H. N., & Sahibuddin, S. (2011). Critical success factors for software projects: A comparative study. *Scientific Research and Essays*, 6(10), 2174-2186.
- Salmeron, J. L. (2009). Supporting decision makers with Fuzzy Cognitive Maps (Vol. 52, pp. 53-59): *Industrial Research Institute, Inc*.
- Samarasinghea, S., & Strickert, G. (2011). A New Method for Identifying the Central Nodes in Fuzzy Cognitive Maps using Consensus Centrality Measure. Paper presented at the 19th International Congress on Modelling and Simulation, Perth, Australia.
- Torra, V., & Narukawa, Y. (2007). Modeling decisions: information fusion and aggregation operators. Berlin: Springer.
- Xu, Z. (2006). Dependent OWA operators. *Modeling Decisions for Artificial Intelligence*, 172-178.
- Yager, R. R. (1988). On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 18(1), 183-190.
- Yager, R. R., Kacprzyk, J., & Beliakov, G. (2011). *Recent Developments in the Ordered Weighted Averaging Operators: Theory and Practice (Vol. 265)*. Berlin: Springer.

Recibido: 11 de junio de 2014.  
Aprobado en su forma definitiva:  
19 de agosto de 2014

---

**Rafael Bello Lara**

Universidad de las Ciencias Informáticas.  
La Habana. CUBA.  
Correo electrónico:  
rbello@uci.cu

**Susana González Espinosa**

Universidad de las Ciencias Informáticas.  
La Habana. CUBA.  
Correoelectrónico:  
sespinosa@uci.cu

**Maikel Yelandi Leyva Vázquez**

Universidad de las Ciencias Informáticas.  
La Habana. CUBA.  
Correo-electrónico:  
mleyvaz@uci.cu

---

