

Tipo de artículo: Artículo original
Temática: Matemática computacional

Modelo computacional para la toma de decisiones sobre el control de acceso a las prácticas de laboratorios

Computational model for decision-making on access control to laboratory practices

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

Jorge Gulín González ¹ <https://orcid.org/0000-0001-5089-520X>

Iván Santana Ching ² <https://orcid.org/0000-0001-7912-2665>

¹ Centro de Estudio de la Matemática Computacional. Universidad de las Ciencias Informáticas. La Habana. Cuba.

³ Facultad de Ingeniería Eléctrica, Departamento de Automática. Universidad Central “Marta Abreu” de las Villas. Villa Clara. Cuba.

*Autor para la correspondencia. omarmar@uci.cu

RESUMEN

En Cuba la formación de especialistas en automática se realiza mediante la carrera de Ingeniería en Automática que tiene dentro de sus disciplinas fundamentales, la disciplina Sistemas de Control. Para el desarrollo de prácticas de laboratorios, los estudiantes trabajan en dispositivos físicos o remoto, presencial o a distancia mediante Sistemas de Laboratorios Remoto. Sin embargo, los Sistemas de Laboratorios Remoto no implementan mecanismos de control de acceso para impedir que los estudiantes se enfrenten a las prácticas de laboratorios sin las habilidades necesarias. La presente investigación presenta una solución a la problemática planteada a partir del desarrollo de un modelo para la toma de decisiones sobre el control de acceso a las prácticas de laboratorios. La propuesta es descrita mediante un flujo de trabajo en cuatro componentes y se emplean técnicas de inteligencia artificial para modelar el conocimiento causal con la utilización de Mapas Cognitivos Difusos. Para la validación de los resultados se combinaron varios métodos y técnicas encaminados a comprobar la hipótesis planteada. El diseño experimental propuesto demostró la correlación de las variables de la investigación.

Palabras clave: Control de acceso; Mapas Cognitivos Difusos; toma de decisiones.

ABSTRACT

In Cuba, the training of specialists in automation is carried out through the Automation Engineering career that has Control Systems as one of its fundamental disciplines. For the development of laboratory practices, students work on physical or remote devices, face-to-face or remotely through Remote Laboratory Systems. However, Remote Laboratory Systems do not implement access control mechanisms to prevent students from facing laboratory practices without the necessary skills. This research presents a solution to the problem raised from the development of a model for decision-making on access control to laboratory practices. The proposal is described through a workflow in four components and artificial intelligence techniques are used to model causal knowledge with the use of Fuzzy Cognitive Maps. For the validation of the results, several methods and techniques were combined aimed at verifying the proposed hypothesis. The proposed experimental design demonstrated the correlation of the research variables.

Keywords: Access control; Cognitive Fuzzy Maps; decision making.

Recibido: 31/11/2023

Aceptado: 12/02/2024

Introducción

A partir del desarrollo tecnológico alcanzado por la sociedad, el hombre comenzó a mecanizar los procesos industriales con el objetivo de simplificar el trabajo que realizaba. Para ello se elaboraron ingeniosos instrumentos y máquinas que se utilizaron como herramientas en los procesos industriales.

Sin lugar a duda, la mecanización representó un paso importante como parte del desarrollo tecnológico, pero aumentar la productividad imponía nuevos retos. A partir del desarrollo energético y la motorización de los procesos mecánicos surgen los sistemas industriales, permitiendo la elaboración con mayor eficiencia de producciones en serie.

Los sistemas industriales para sus operaciones, requerían mantener o estabilizar determinados parámetros en su funcionamiento, dando inicio a los sistemas de control. Los sistemas de control permiten la operación de procesos de forma automática sustituyendo los mecanismos humanos de medición y actuación.

En Cuba la formación de profesionales para asumir las demandas de automatización se realiza a partir de la carrera de Ingeniería en Automática. Dentro de las disciplinas fundamentales de la carrera Ingeniería en Automática para respaldar el objeto de la profesión se encuentra la disciplina Sistemas de Control. La disciplina está compuesta por un grupo de asignaturas que conforman el currículo base como son: Modelado y simulación, Maquinaria Eléctrica, Ingeniería de Control I, Ingeniería de Control II, Procesos, Control de Procesos I y Accionamiento Eléctrico.

Para aplicar los contenidos de la asignatura Ingeniería de Control II, se realizan prácticas de laboratorios como tipología de clases. En este contexto el usuario puede realizar las prácticas en laboratorios físicos, con equipos afines a la materia recibida o realizar prácticas a distancia. Para ello acceden a equipamientos físicos centralizados de manera remota con el empleo de laboratorios remoto.

A partir del análisis antes expuesto se define como objetivo de la presente investigación: desarrollar un modelo basado en Mapas Cognitivos Difusos que contribuya a la toma de decisiones sobre el control de acceso para el desarrollo exitoso de las prácticas de laboratorios de Ingeniería de Control II. Se define como hipótesis: si se desarrolla un modelo basado en Mapas Cognitivos Difusos, se garantizará la toma de decisiones sobre el control de acceso para el desarrollo exitoso de las prácticas de laboratorios de Ingeniería de Control II.

Métodos o Metodología Computacional

Para el modelado se utilizó como referencia la retroalimentación causal de grafos difusos (Leyva & Rosado, 2012), basado en un enfoque multicriterio multiexperto (Grajales Quintero et al., 2013), representado mediante FCM (Merigó & Gil, 2010). Como resultado se obtuvo el modelo para la toma de decisiones sobre el control de acceso a las prácticas de laboratorios a partir del diagnóstico de habilidades basado en sus componentes (Mar & Gulín, 2018; Mar et al., 2015; Mar et al., 2017). Para cada componente se realiza una descripción textual fundamentándose el modelo matemático que sustenta el proceso de toma de decisiones. La Figura 1 presenta un esquema general del modelo propuesto.

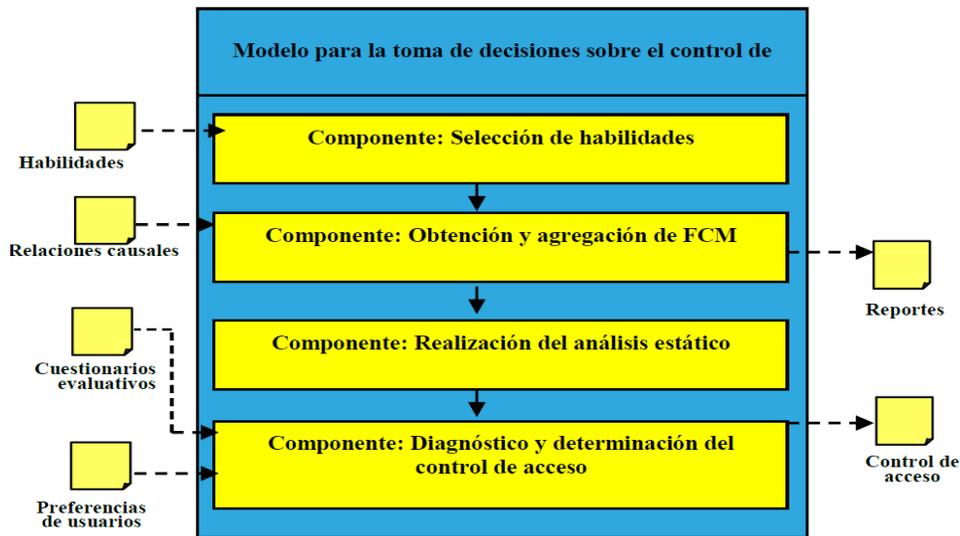


Fig. 1- Esquema general del funcionamiento del modelo.

Componente: Selección de las habilidades

El componente para selección de las habilidades se define como la tupla $\{E, H\}$, donde:

- E representa el conjunto no nulo de expertos que intervienen en el proceso para seleccionar las habilidades.
- H representa el conjunto de requisitos o habilidades a identificar del Plan de Estudio y la consulta a expertos.

Para el conjunto de expertos que intervienen en la identificación de habilidades y sus relaciones causales, se debe cumplir como condición necesaria, que el dominio de valores que representa a los expertos no sea nulo. Diferentes autores han teorizado sobre el número óptimo de expertos a utilizar en procesos de este tipo (ARTOLA, 2002; GARZA, 2005). Partiendo de ello se asume como umbral que el dominio de los expertos

$E_i \rightarrow \exists, 7 \leq i \leq 15$ y se expresa mediante la ecuación 1:

$$E_i = \{Hp_1, Hp_2, \dots, Hp_r\}, r \geq 1, r \in \mathbb{N}, r \neq \infty \quad (1)$$

Para la selección de las habilidades se utilizó el método Delphi, mediante el cual se obtuvo el conocimiento de los expertos en condiciones de anonimato, garantizándose una dispersión geográfica de los participantes (Bouza Herrera et al., 2016). Para aplicar el método Delphi es necesaria la identificación de los expertos en el área del conocimiento de la Automática y Sistemas Computacionales.

Componente: Obtención y agregación de Mapas Cognitivos Difusos

Este componente presenta como objetivo la representación del conocimiento causal expresado por los expertos sobre el conjunto de habilidades. Flujo de trabajo para la obtención del modelo causal:

1. Determinar las relaciones causales: a partir de la valoración emitida por los expertos sobre los diferentes conceptos se establecen las relaciones causales determinando la influencia causal. La influencia puede ser representada positiva o negativamente, así como el peso de las relaciones para lo cual se utiliza el método 2-tuplas lingüísticas en la representación propuesta por Pérez (Pérez, 2014).
2. Comprobar la direccionalidad de las relaciones: la comprobación de la direccionalidad en las relaciones, permite a partir de las valoraciones emitidas por los expertos, determinar si un experto no insertó correctamente la dirección de las relaciones causales.
3. Agregar los FCM: la agregación permite, una vez obtenido el consenso entre los expertos, agregar los modelos causales individuales propuestos en una única representación. La representación agregada constituye la idealización del conocimiento expresado en las relaciones causales de todos los expertos que intervinieron.

La agregación de los FCM consiste en la fusión del conocimiento causal expresado individualmente por los expertos para representar las relaciones entre los conceptos (Kosko, 1988). La agregación de conocimiento permite mejorar la fiabilidad del modelo final, al hacerlo menos susceptible a errores (Stach et al., 2010).

Durante la determinación de las relaciones causales se obtiene un arreglo denominado matriz de adyacencia que es representada a partir de los valores asignados a los arcos y se expresa como:

El proceso de agregación tiene lugar a partir del establecimiento de una función promedio de las matrices que representan el conocimiento causal de los expertos tal como muestra la expresión 2.

$$VA_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^n W_{ij}}{E} \quad (2)$$

Donde:

VA_{ij} : representa el valor agregado.

E : cantidad de expertos que participan en el proceso.

W_{ij} : vector de correlación expresado por los expertos para los criterios H_{ij} .

Los valores agregados emitidos por los expertos agrupados mediante la matriz de adyacencia, conforman las relaciones con los pesos de los nodos, a través del cual es generado el FCM resultante (White & Mazlack, 2011).

Componente: Realización del análisis estático

El análisis estático permite extraer un conjunto de informaciones que presentan utilidad sobre las relaciones causales. A partir de este procesamiento es posible extraer conocimiento oculto hasta el momento.

Flujo de trabajo para realizar el análisis estático:

1. Determinar el grado de entrada: la actividad consiste en determinar el grupo de valores que representan la naturaleza de entrada. El grado de entrada es obtenido a partir del comportamiento reflejado en la matriz de adyacencia.
2. Determinar el grado de salida: representa la actividad que permite obtener los parámetros atribuidos a los pesos relativos del comportamiento de las habilidades.
3. Normalización de los indicadores: durante las actividades de obtención del grado de entrada y el grado de salida se obtienen los vectores $\epsilon \neq [0,1]$, la normalización de los indicadores consiste en representar los vectores correspondientes en una escala nominal de valores $\epsilon = [0,1]$.

4. Determinar el vector de peso: a partir de la actividad de normalización se determina el vector de peso V atribuido a la importancia de las habilidades y es utilizado posteriormente en otros componentes del modelo.
5. Determinar la centralidad de los indicadores: permite determinar qué tan fuertemente está relacionado un nodo con respecto a otro a partir de sus conexiones directas.

Componente: Diagnóstico y determinación del control de acceso a las prácticas de laboratorios

El diagnóstico y determinación del control de acceso, es el componente del modelo que interactúa directamente con los estudiantes o alternativas. La actividad consiste en determinar si la persona que está accediendo al SLR reacciona coherentemente a partir de la aplicación de un conjunto de cuestionarios de comprobación, estos cuestionarios se encuentran diseñados para medir las habilidades de los estudiantes. La figura 4 muestra el flujo de trabajo definido para el componente.

Para el proceso de inferencia sobre el control de acceso a las prácticas de laboratorios se parte de la ecuación 3.

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

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 .

A partir de la obtención de α_{v_x} , se determina si el umbral sobre las habilidades está por encima de la media tal que $\alpha_{v_x} \in \mathbb{R}, 0.50 \leq \alpha_{v_x} \leq 1$, haciéndose corresponder con los valores lingüísticos expresados en la figura 2. En caso contrario se deniega el acceso a la práctica de laboratorio solicitada.

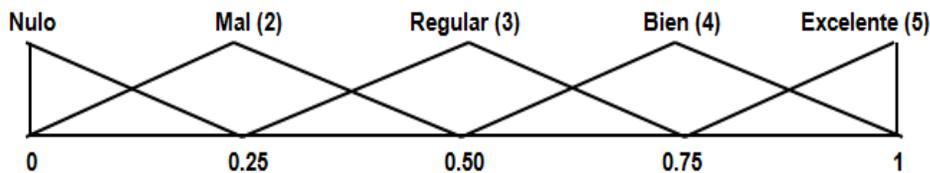


Fig.2- Variable lingüística utilizada para expresar la evaluación.

Resultados y discusión

Con el objetivo de validar la investigación se realizó un estudio que involucra la manipulación intencionada de una acción para analizar su posible resultado o efecto conocido en la literatura científica como experimento. La propuesta de diseño experimental está guiada por una secuencia de pasos propuestos por Grau (Grau & Correa, 2004). Se describen los pasos propuestos para realizar un experimento:

Paso 1: Decidir cuántas y cuáles variables independientes y dependientes son incluidas en el experimento. Para identificar las variables de la investigación se parte del planteamiento realizado en el diseño teórico, donde se define como hipótesis: si se desarrolla un modelo basado en FCM, se garantizará la toma de decisiones sobre el control de acceso para el desarrollo exitoso de las prácticas de laboratorios de Ingeniería de Control II en un Sistema de Laboratorios Remoto. Es posible identificar en el contexto de la presente investigación las siguientes variables:

- Variable independiente: modelo basado en FCM.
- Variable dependiente: control de acceso para el desarrollo exitoso a las prácticas de Ingeniería de Control II.

Paso 2: Elegir los niveles de manipulación (nivel de medición) de las variables independientes y traducirlos en tratamientos experimentales (convertir variables teóricas a manipular en grupos o tratamientos).

Este paso no es aplicable en la investigación en cuestión, ya que no se desea la manipulación de la variable independiente.

Paso 3: Elegir o desarrollar un instrumento o los instrumentos para medir las variables dependientes.

Los instrumentos de medición utilizados para la medición en la preprueba y postprueba estuvieron soportados sobre el software informático SPSS v13.0.

Paso 4: Seleccionar el diseño experimental a realizar. En el caso de experimentos verdaderos, decidir si los participantes se aleatorizan o aparean respecto a alguna(s) variable(s).

Se selecciona el preexperimento del tipo pre y postprueba con un solo grupo. ($G O_1 X O_2$)

Donde:

G : representa el grupo experimental utilizado.

X : condición experimental (variable independiente de la hipótesis).

O_1, O_2 : medición de la variable dependiente de la hipótesis (O_1 , preprueba O_2 , postprueba).

Para el diseño propuesto, no se desea manipular la variable independiente por lo que no es necesaria la introducción de un grupo de control. El resultado experimental expresa la variación de la variable dependiente en relación con su historial.

Paso 5: Seleccionar una muestra de personas para realizar el preexperimento.

Para la experimentación se tiene como reglas de implementación que se trabaja con la asignatura de Ingeniería de Control II del Plan de Estudio D, de la carrera de Ingeniería en Automática. Se aplica el diseño experimental propuesto en el curso escolar 2018-2019 a estudiantes de 4to año de la carrera de Ingeniería en Automática que reciben la asignatura Ingeniería de Control II en la Universidad Central

“Marta Abreu” de las Villas. Se identifica una población a 38 estudiantes de los cuales participan en el preexperimento 28 para un 73,7 % de representatividad.

Preprueba O_1 , condición experimental (X) y postprueba O_2 :

G : 28 controles de accesos que representan los 28 estudiantes analizados como casos de estudio.

O_1 : medición de la variable dependiente de la hipótesis sobre la aplicación del modelo.

X : aplicación del modelo.

O_2 : medición de la variable dependiente de la hipótesis después de la aplicación del modelo.

En análisis de los resultados se utilizó como método estadístico la prueba no paramétrica de rango con signo de Wilcoxon.

Paso 6: Si se trata de sujetos, reclutarlos. Ello implica tener contacto con ellos, dar las explicaciones necesarias y citarlos. Dar facilidades y motivarlos.

Paso 7: Aplicar las prepruebas, tratamientos y postpruebas.

Declaración del preexperimento uno

El preexperimento está diseñado para comparar el control de acceso total y el control de acceso inferido por el modelo propuesto. Su objetivo es demostrar que el control de acceso total y el control de acceso inferido por el modelo difieren estadísticamente. El método se aplica para determinar que hay diferencia estadística significativa entre el control de acceso total y el control de acceso inferido mediante la prueba no paramétrica de los rangos con signo Wilcoxon.

Paso 1: Recolectar los datos y analizarlos con las pruebas estadísticas pertinentes para el preexperimento uno.

De acuerdo al preexperimento realizado se comprobó el control de acceso total y el control de acceso inferido por el modelo para 28 casos de estudios mediante la prueba no paramétrica de rango con signo Wilcoxon.

Medición

1. Control de acceso total (preprueba).
2. Control de acceso inferido por el modelo (postprueba).

Hipótesis de la prueba de Wilcoxon

H_0 : No existe diferencia entre la medida del control de acceso total y el control de acceso inferido por el modelo.

H_1 : Existe diferencia entre la medida del control de acceso total y el control de acceso inferido por el modelo.

Regla de decisión: Si $P \geq 0,05$ no se rechaza la hipótesis H_0 .

Tabla 1- Estadística de muestras relacionadas del experimento 1.

		N	Z	(p_valor)
Par	Control de acceso total	28	1,637	0,009
	Control de acceso inferido por el modelo			

Los resultados experimentales muestran un $p_valor < 0.05$ tal como se evidencia en la tabla 1, el resto del procesamiento es realizado para el preexperimento en el estadígrafo SPSS. A partir del p_valor obtenido, se rechaza la hipótesis nula, la cual indica que “no hay diferencia estadística significativa entre los valores del control de acceso total y el control de acceso inferido por el modelo”. $Z= 1,637$, $p_valor=0,009$. Concluyéndose que la diferencia estadística es significativa. A partir del análisis estadístico, se puede concluir que existe un conjunto de estudiantes que accedieron al RLS y el método de clasificación del modelo infiere que no poseen las habilidades necesarias para realizar el acceso a las prácticas de laboratorio. Se demuestra mediante el experimento la importancia de haber incluido un mecanismo de control para validar el acceso a las prácticas de laboratorios en el RLS.

Declaración del preexperimento dos

El preexperimento está diseñado para comparar el resultado de las prácticas de laboratorios realizadas satisfactoriamente respecto al control de acceso inferido por el modelo propuesto. Su objetivo es demostrar que el control de acceso inferido por el modelo no difiere estadísticamente respecto al desarrollo satisfactorio de las prácticas de laboratorios. El método permite determinar que no hay diferencia estadística significativa entre el control de acceso inferido por el modelo y el desarrollo satisfactorio de las prácticas de laboratorios mediante la prueba no paramétrica del rango con signo Wilcoxon.

Paso 1: Recolectar los datos y analizar los mismos con las pruebas estadísticas pertinentes para el preexperimento dos.

De acuerdo al preexperimento uno realizado se comprobó que, de los 28 casos de estudios, el método de clasificación utilizado por el modelo infiere que 24 pueden acceder al desarrollo de las prácticas de laboratorios representando este el valor de los datos para la aplicación del preexperimento dos, mediante la prueba no paramétrica de rango con signo Wilcoxon.

Medición

1. Control de acceso inferido por el modelo (preprueba).
2. Desarrollo satisfactorio de las prácticas de laboratorios (postprueba).

Hipótesis de la prueba de Wilcoxon

H_0 : No existe diferencia entre la medida del control de acceso inferido por el modelo y el desarrollo satisfactorio de las prácticas de laboratorios.

H_1 : Existe diferencia entre la medida del control de acceso inferido por el modelo y el desarrollo satisfactorio de las prácticas de laboratorios.

Regla de decisión: Si $P \geq 0.05$ no se rechaza la hipótesis H_0 .

Tabla 2- Estadística de muestras relacionadas del experimento 2.

		N	Z	(p_valor)
Par	Control de acceso inferido por el modelo	24	-1,722	0,085
	Desarrollo satisfactorio de las prácticas de laboratorios			

Los resultados experimentales muestran un $p_valor > 0,05$ tal como se evidencia en la tabla 2, el resto del procesamiento es realizado para el preexperimento en el estadígrafo SPSS. A partir del p_valor obtenido, no se rechaza la hipótesis nula, la cual indica que no hay diferencia estadística significativa entre los valores del control de acceso inferido por el modelo y el desarrollo satisfactorio de las prácticas de laboratorios. $Z=-1,722$, $p_valor=0,0857$. La diferencia estadística no es significativa, demuestra que el modelo de inferencia sobre el control de acceso a las prácticas de laboratorios respecto al desarrollo satisfactorio de las prácticas de laboratorios no difiere, o lo que es lo mismo, que los estudiantes que acceden a las prácticas de laboratorios poseen el conjunto de habilidades para realizar las mismas de forma exitosa.

Conclusiones

A partir del estudio de la literatura consultada se constató la necesidad de implementar un modelo para la toma de decisiones sobre el control de acceso a las prácticas de laboratorio de Ingeniería de Control II.

El modelo desarrollado con técnicas de inteligencia artificial a partir de la representación del conocimiento causal mediante Mapas Cognitivos Difusos para el diagnóstico de habilidades, garantizó la toma de decisiones sobre el control de acceso a las prácticas de laboratorios de Ingeniería de Control II.

La aplicación del diseño experimental mediante el preexperimento permitió corroborar la correlación existente entre las variables del diseño de la investigación, así como la demostración de la hipótesis de la investigación.

Referencias

- Artola, M. (2002). Modelo De Evaluación Del Desempeño De Empresas Perfeccionadas En El Transito Hacia Empresas De Clase En El Sector De Servicios Ingenieros En Cuba. *Universidad De Matanzas*, 45-56.
- Bouza Herrera, C. N., García Rodríguez, J. F., Rueda García, M., & Santiago, A. (2016). *Mathematical Modeling Of Phenomena Of The Environment And Of Health* (C. N. Bouza Herrera, J. F. García Rodríguez, M. Rueda García, & A. Santiago, Eds. 1st Ed.).
https://www.researchgate.net/publication/265503766_Mathematical_Modeling_Of_Phenomena_Of_The_Environment_And_Of_Health_Vol_3?ev=Prf_Pub
- Garza, R. G., C. Salinas. (2005). Aplicación De Las Técnicas Multicriterio Multiexpertos Dentro Del Perfil Del Ingeniero Industrial. *Revista Ingeniería Industrial*, 6(1).
- Grajales Quintero, A., Serrano Moya, E., & Hahan Von, C. (2013). Los Métodos Y Procesos Multicriterio Para La Evaluación. *Luna Azul*, 36(1), 285-306.
http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1909-24742013000100014&nrm=iso
- Grau, R., & Correa, C. (2004). *Metodología De La Investigación*.
- Kosko, B. (1988). Hidden Patterns In Combined And Adaptive Knowledge Networks *International Journal Of Approximate Reasoning*, 2 (4), 377-393.
- Leyva, M., & Rosado, R. (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.
<http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=181423798006>
- Mar, O., & Gulín, J. (2018). Model For The Evaluation Of Professional Skills In A Remote Laboratory System. *Revista Científica*, 3(33), 332-343.

Mar, O., Leyva, M., & Santana, I. (2015). Modelo Multicriterio Multiexperto Utilizando Mapa Cognitivo Difuso Para La Evaluación De Competencias. *Ciencias De La Información*, 46(2), Pp. 17 - 22.

[Http://Cinfo.Idict.Cu/Index.Php/Cinfo/Article/Download/700/530](http://Cinfo.Idict.Cu/Index.Php/Cinfo/Article/Download/700/530)

Mar, O., Santana, I., & Gulín, J. (2017). Competency Assessment Model For A Virtual Laboratory System And Distance Using Fuzzy Cognitive Map. *Revista Investigación Operacional*, 38(2), 170-178. [Http://Rev-Inv-Ope.Univ-Paris1.Fr/Files/38217/38217-07.Pdf](http://Rev-Inv-Ope.Univ-Paris1.Fr/Files/38217/38217-07.Pdf)

Merigó, J., & Gil, A. (2010). New Decision-Making Techniques And Their Application In The Selection Of Financial Products. *Information Sciences*, 180 (11), 2085-2094.

Pérez, K. (2014). *Modelo De Proceso De Logro De Consenso En Mapas Cognitivos Difusos Para La Toma De Decisiones En Grupo* [Tesis Doctoral, Universidad De Las Ciencias Informáticas].

Stach, W., Kurgan, L., & Pedrycz, W. (2010). Expert-Based And Computational Methods For Developing Fuzzy Cognitive Maps. In B. Springer (Ed.), *In M. Glykas (Ed.), Fuzzy Cognitive Maps* (Pp. 23- 41).

White, E., & Mazlack, D. (2011). Discerning Suicide Notes Causality Using Fuzzy Cognitive Maps. Ieee International Conference Taipei, Taiwan.

Conflicto de interés

El autor autoriza la distribución y uso de su artículo.

Contribuciones de los autores

Conceptualización: Omar Mar Cornelio, Jorge Gulín González, Iván Santana Ching.

Curación de datos: Omar Mar Cornelio, Jorge Gulín González, Iván Santana Ching

Análisis formal: Omar Mar Cornelio, Jorge Gulín González, Iván Santana Ching

Investigación: Omar Mar Cornelio

Metodología: Omar Mar Cornelio, Jorge Gulín González, Iván Santana Ching

Recursos: Jorge Gulín González, Iván Santana Ching

Software: Omar Mar Cornelio, Jorge Gulín González, Iván Santana Ching

Supervisión: Omar Mar Cornelio, Jorge Gulín González, Iván Santana Ching

Validación: Omar Mar Cornelio

Visualización: Omar Mar Cornelio

Redacción – borrador original: Omar Mar Cornelio, Jorge Gulín González, Iván Santana Ching

Redacción – revisión y edición: Omar Mar Cornelio, Jorge Gulín González, Iván Santana Ching