



*Asesorías y Tutorías para la Investigación Científica en la Educación Puig-Salabarría S.C.
José María Pino Suárez 400-2 esq a Lerdo de Tejada, Toluca, Estado de México. 7223398478*

RFC: ATI120618V12

Revista Dilemas Contemporáneos: Educación, Política y Valores.

<http://www.dilemascontemporaneoseducacionpoliticayvalores.com/>

Año: VIII Número: 1 Artículo no.:51 Período: 1 de Septiembre al 31 de diciembre, 2020

TÍTULO: Análisis comparativo para seleccionar una herramienta de reconocimiento de emociones aplicando mapas de decisión difusos y TOPSIS.

AUTORES:

1. Máster. Miguel Ángel Quiroz Martínez.
2. Est. Ginnette Andreina Granda Villon.
3. Est. Davis Israel Maldonado Cevallos.
4. PhD. Maikel Yelandi Leyva Vázquez.

RESUMEN: El estudio a realizar es el comportamiento no verbal y todo lo que transmite por medio del lenguaje corporal muchos de los cuales se encuentran en conflicto o es difícil de medir. Se utilizó una metodología multicriterio para seleccionar la herramienta adecuada que integra el reconocimiento asociado a las emociones de niños, ya que es importante estar al tanto del estado de emoción que muestra un sujeto en el ambiente donde se encuentre y todo lo que implica su alrededor. Las técnicas Mapas de Decisión Difusos y TOPSIS han sido validados con los datos de un caso real para la selección de un reconocimiento adecuado en base a las tres herramientas utilizadas, Facebook, Microsoft AzureEmotion API y Google Vision API.

PALABRAS CLAVES: Lenguaje corporal, reconocimiento de emociones, multicriterio, mapa de decisión difuso, TOPSIS.

TITLE: Comparative analysis to select an emotion recognition tool applying fuzzy decision maps and TOPSIS.

AUTHORS:

1. Master. Miguel Ángel Quiroz Martínez.
2. Stud. Ginnette Andreina Granda Villon.
3. Stud. Davis Israel Maldonado Cevallos.
4. PhD. Maikel Yelandi Leyva Vázquez.

ABSTRACT: The study to be carried out is non-verbal behavior and everything that is transmitted through body language, many of which are in conflict or are difficult to measure. A multi-criteria methodology was used to select the appropriate tool that integrates the recognition associated with children's emotions, since it is important to be aware of the state of emotion that a subject shows in the environment where they are and everything that surrounds them. The Fuzzy Decision Maps and TOPSIS techniques have been validated with the data of a real case for the selection of an adequate recognition based on the three tools used, Face++, Microsoft AzureEmotion API and Google Vision API.

KEY WORDS: body language, emotion recognition, multicriteria, diffuse decision map, TOPSIS.

INTRODUCCIÓN.

Las emociones son un aspecto muy importante de la vida de las personas. La investigación básica en el ámbito de la emoción llevada a cabo durante las últimas décadas ha producido varios descubrimientos que han dado lugar a importantes aplicaciones en el mundo real (Matsumoto et al., 2013).

Las emociones son reacciones subjetivas a un evento ambiental particular, interno o externo, y se caracterizan por cambios fisiológicos, cognitivos y conductuales que permiten al individuo atribuir significado a la experiencia y prepararlo para una acción particular. Las emociones son adaptativas porque proporcionan, predisponen y guían comportamientos, y proporcionan información sobre situaciones problemáticas en las que las personas están involucradas (Fonseca, 2016).

En un estudio anterior se realizó un análisis comparativo aplicando el modelo AHP-TOPSIS, siguiendo un Modelo Jerárquico, definición de criterios, Análisis de herramientas y Matriz comparativa utilizando las herramientas Face++, Microsoft AzureEmotion API y Google Vision API determinando cuál de ellas es la óptima (Martínez, M. Á. Q., Hernández, J. M. G., & Veintimilla, S. S. O. 2019).

El amplio espectro de aplicaciones y el constante aumento de la capacidad de procesamiento computacional ha motivado a los investigadores a identificar emociones de usuarios en diversos contextos comerciales y de investigación, además de utilizar dicha información como base; por ejemplo, para la toma de decisión, análisis de satisfacción y comportamiento en la ejecución de tareas (para ambiente clínico simulado). El enfoque es hacer uso de la inteligencia artificial para la identificación de rostros con las herramientas de software de reconocimiento de emociones. Considerando la cara como un factor importante para identificar los sentimientos (Martínez, M. Á. Q., Hernández, J. M. G., & Veintimilla, S. S. O. 2019).

A la hora de seleccionar una herramienta se deben considerar más de un criterio relacionado con dicha decisión. El problema se hace más complejo cuando se aprecia que estos criterios se encuentran en conflicto y que si bien, es posible encontrar una herramienta que responda de la mejor manera a un criterio, no hay en la mayoría de los casos, una herramienta que sea el mejor en todos los criterios analizados (Huamaní Huamaní, 2017).

Los Mapas cognitivos difusos, que son modelos difusos con retroalimentación para representar causalidad, combinan herramientas teóricas de los mapas cognitivos, la lógica difusa, las redes neuronales, las redes semánticas, los sistemas expertos y los sistemas dinámicos no lineales (Leyva Vázquez et al., 2013).

Los mapas cognitivos difusos constituyen una herramienta desarrollada por Kosko (1986) que tiene por finalidad expandir el horizonte de trabajo que supone la implementación de los mapas cognitivos tradicionales y los mapas conceptuales de Novak (González García, F. M. (1992). Estos mapas, en versiones más avanzadas, pueden incluir la combinación de técnicas pertenecientes a la Soft Computing, tales como las Redes Neuronales Artificiales y la Lógica Difusa (Kosko, 1997). Si bien el método de construcción de un MCD no puede considerarse una técnica infalible, puesto que algunos conceptos pueden dejarse de lado y finalmente su ausencia podría ser un factor crítico en el análisis final de la estrategia a seguir, constituyen una herramienta de gestión muy útil y de gran impacto visual a la hora de representar y resumir la información (Lisandro et al., 2011).

El análisis TOPSIS, “Technique for Order Performance by Similarity to Ideal Solution” (Hwang & Yoon, 1981), es ampliamente utilizado debido a su simplicidad y porque sus resultados se obtienen tiempo menores en relación con otros métodos como el AHP y ANP (Shahba et al., 2017). Se basa en que la alternativa escogida (la más preferida) debe tener la menor distancia respecto a la solución positiva ideal (SPI), que minimiza los costos y maximiza los beneficios y la mayor distancia a la solución negativa ideal (SNI), que maximiza los costos y minimiza los beneficios (Zhao & Fang, 2016).

El concepto de alternativa ideal tiene una larga tradición en diversos campos científicos, especialmente en la literatura psicométrica, en donde se maneja una noción absoluta de ideal, pero es Zeleny, quien lo elige en pieza central de su propuesta de solución de compromiso, en el sentido de la alternativa más próxima al ideal. Para Zeleny, el concepto de ideal y de solución de

compromiso incluso es una hipótesis sobre la racionalidad subyacente en los procesos humanos de decisión. El concepto se ha difundido desde entonces, pasando a otros campos como el de las decisiones en grupo. Pero es en el método TOPSIS donde se contemplan las sutilezas que el concepto de ideal tiene y se construye un método operativo (Huamaní Huamaní, 2017).

Métodos.

Dentro del presente estudio, las herramientas utilizadas para el reconocimiento facial de emociones fueron: FACE++ que reconoce emociones como: felicidad, sorpresa, tristeza, asco, ira, miedo y neutral. Google Vision API que reconoce felicidad, tristeza, ira, sorpresa y neutra. Microsoft Azure Emotion API+ que reconoce felicidad, tristeza, sorpresa, ira, asco, miedo, neutral y desprecio. Estas plataformas nos ayudaron a identificar las emociones más destacadas dentro del estudio como: felicidad, tristeza, sorpresa y neutral, estas se encuentran presente en los niños de 4 a 8 años.

El presente estudio comparativo nos ofrece la mejor herramienta mediante la aplicación del modelo FDM y TOPSIS, ofreciendo una metodología compleja comprendida de:

1. Cálculo de los pesos mediante FDM.
2. Definición de criterios.
3. Análisis de herramientas.
4. Matriz comparativa.

En el presente desarrollo de la estructura, para establecer la definición de los criterios comunes entre las herramientas y poder determinar la óptima.

Dentro de la estructura jerárquica según la metodología a utilizar tenemos un modelo de 3 capas que hace referencia al modelo FDM-TOPSIS, con los siguientes criterios: cantidad de emociones, precisión, precio, cantidad de formatos de imágenes y el peso. Así ayudará al análisis y evaluación de la herramienta óptima dentro del estudio.

Metodología FDM.

Los Mapas de decisión difusa 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 y ofrecen un marco de trabajo más potente y flexible para representar el conocimiento humano para el razonamiento frente a los sistemas expertos tradicionales (Leyva Vázquez et al., 2013^a).

Un MCD se puede representar a través de un grafo dirigido ponderado donde los nodos representan conceptos y los arcos indican una relación causal. Una matriz de adyacencia es construida a partir de los valores asignados a los arcos generalmente de forma numérica.

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 .

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, 2011). 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):

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

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.*, 2013a).

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.

Metodología TOPSIS.

Es considerada una técnica multicriterio y multiatributos que se emplea con la finalidad de generar procesos de decisiones para la selección de una alternativa. Además, ésta se efectúa en relación con el ordenamiento de acuerdo la preferencia que se asigna a cada opción, en función de los criterios (Mojarro et al, 2008).

En este sentido, el proceso de selección por medio de TOPSIS, una alternativa A^k , es considerado un vector en el espacio euclidiano, tal como se muestra en la ecuación:

$$A^k = (X_1^k \dots \dots A_n^k) \text{ para } k=1, 2 \dots k. \quad (2)$$

Como a cada alternativa le pertenece un punto en el espacio n-dimensional (en relación con los atributos), similarmente, el vector x-ésimo, tiene la posibilidad de ser analizado como un vector en el espacio k-dimensional que se ajusta a la siguiente fórmula:

$$X_n = (X_n^1 \dots \dots) \text{ para } n=1,2 \dots (3)$$

Así, la técnica TOPSIS se inicia a partir del supuesto de que existe una alternativa que puede ser mejor o peor a todas las demás. De tal manera, éstas son consideradas las mejores características nominales en los atributos. Se le llama solución ideal y ésta dada por la ecuación:

$$A^+ = (X_1^+, X_2^+, \dots \dots X_n^+)(4)$$

Por consiguiente, se estima la generación de una solución anti ideal; la misma que se encuentra compuesta por todos los valores de carácter nominal no deseados de los atributos dentro de las alternativas, que está determinada por la siguiente ecuación:

$$A^- = (X_1^-, X_2^-, \dots \dots X_n^-)(5)$$

A partir de aquello, el método directo empleado para determinar la evaluación multicriterio para la selección de la mejor alternativa se enfoca en elegir una que posea la menor distancia a la solución ideal. De esta manera, la alternativa seleccionada sería lo más semejante posible a la solución ideal (Mojarro, et al. 2008).

Otras de las opciones para elegir la mejor alternativa, es eligiendo aquella que se encuentra muy alejada a la solución anti-ideal; por tanto, TOPSIS puede ser definida como la técnica que considera la distancia existente con la solución ideal y a la distancia a la solución anti-ideal (Mojarro, 2017).

Resultados.

De acuerdo con el análisis de las 60 imágenes obtenidas, mediante el proceso de su evaluación y clasificación con la ayuda de 2 expertos profesionales en psicología infantil, se obtuvieron los valores en porcentajes indicados en la Tabla 2.

Tabla 2: Tabla de evaluación de expertos.

	Felicidad	Neutral	Tristeza	Miedo	Sorpresa
Experto 1	94,40%	85,30%	89,92%	81%	100%
Experto 2	84,80%	82%	86,92%	84,35%	86%

Fuente: Elaborado por los autores, 2020.

Del muestreo realizado a las 60 imágenes para este estudio, una vez analizadas y clasificadas por cada tipo de emoción, para poder trabajar con las 3 herramientas de reconocimiento de emociones antes detalladas se ajustaron las imágenes a un solo formato común para llevar a cabo la fiabilidad en los resultados, para determinar el valor promedio de cada herramienta.

Tabla 3: Tabla de precisión de las herramientas.

Herramientas	Felicidad	Neutral	Tristeza	Miedo	Sorpresa
Face ++	84%	75%	83%	78%	99%
Google Vision API	62%	0%	79%	11%	65%
Microsoft Azure Emotion API	81%	85%	92%	25%	92%

Fuente: Elaborado por los autores, 2020.

A. Aplicación de FDM y TOPSIS en selección de la mejor herramienta para el reconocimiento de emociones.

Se determinaron las relaciones mediante un mapa cognitivos difuso, mediante la herramienta Mental Modeler (Gray, Gray, Cox, & Henly-Shepard, 2013).

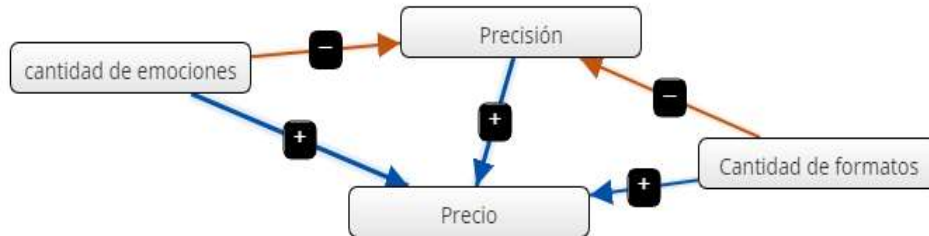


Figura 1. Mapa Cognitivos Difuso.

El MCD es representado mediante la siguiente matriz de adyacencias:

$$W = [0.00, -0.46, 0.54, 0.00, 0.00, 0.00, 0.51, 0.00, 0.00, 0.00, 0.00, 0.00, 0.00, -0.36, 0.41, 0.00]$$

A partir d de las expresiones matemáticas se obtienen los siguientes pesos:

$$W = [0.39, 0.33, 0.03, 0.25]$$

En este caso, la precisión se descompone en distintas emociones. Normalizamos la matriz mediante la siguiente expresión matemática:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (6)$$

Tabla 5. Matriz normalizada.

<i>Herramientas</i>	<i>Cantidad de emociones reconocidas</i>	<i>Cantidad de formatos de imágenes</i>	<i>Precio</i>	<i>Felicidad</i>	<i>Neutral</i>	<i>Tristeza</i>	<i>Miedo</i>	<i>Sorpresa</i>
<i>Face ++</i>	0,616315634	0,2182179	0,0726433	0,6363938	0,6610305	0,5646585	0,9474457	0,664774
<i>Google Vision API</i>	0,352180363	0,8728716	0,9806842	0,4677111	0	0,5371142	0,1230449	0,4297529
<i>Microsoft Azure Emotion API</i>	0,704360725	0,4364358	0,1816082	0,6133916	0,750359	0,6266332	0,2953077	0,6110549

Fuente: Elaborado por los autores, 2020.

Calcular las siguientes ecuaciones, donde las distancias euclidianas existentes de los puntos representados por cada alternativa, hacia la alternativa ideal y a la alternativa anti-ideal.

$$\rho(A^k, A^+) = \|w * (TA^k - TA^+)\| = \sqrt{(\sum_{n=1}^N (W_n) * (t_n^k - t_n^+)^2)} \quad (7)$$

Tabla 6. Matriz por los Pesos

<i>Herramientas</i>	<i>Cantidad de emociones reconocidas</i>	<i>Cantidad de formatos de imágenes</i>	<i>Precio</i>	<i>Felicidad</i>	<i>Neutral</i>	<i>Tristeza</i>	<i>Miedo</i>	<i>Sorpresa</i>
<i>Face ++</i>	0,2403631	0,0720119	0,0021793	0,03181969	0,03305153	0,02823292	0,0473723	0,0332387
<i>Google Vision API</i>	0,13735034	0,28804762	0,02942052	0,02338556	0	0,02685571	0,0061522	0,0214876
<i>Microsoft Azure Emotion API</i>	0,27470068	0,14402381	0,00544825	0,03066954	0,03751795	0,03133166	0,0147654	0,0305527

Fuente: Elaborado por los autores, 2020.

Ordenar las alternativas de acuerdo con la cercanía y lejanía de las distancias de cada alternativa referente a la solución ideal y anti-ideal, las mismas que están dadas por la ecuación:

$$RC(A^+, A^-) = \frac{\rho(A^k, A^+)}{\rho(A^k, A^+) + \rho(A^k, A^-)} \quad (8)$$

Tabla 7. Resultados Ideales y Anti Ideales.

IDEAL	0,274700683	0,288047615	0,002179298	0,03181969	0,03751795	0,03133166	0,047372283	0,0332387
ANTIIDEAL	0,137350341	0,072011904	0,029420525	0,023385555	0	0,026855708	0,006152245	0,02148764

Fuente: Elaborado por los autores, 2020.

El criterio de selección de TOPSIS consiste en seleccionar una alternativa que contenga el valor RC (A^k, A^+) .

Face ++	1,219
Google Vision API	1,151
Microsoft Azure Emotion API	1,147

De acuerdo a los valores obtenidos y detallados en la matriz resultante, en base a los pesos calculados entre los criterios antes mencionados y sus alternativas, observamos que la herramienta Face++ es la opción más precisa para el análisis del reconocimiento facial de emociones en niños de 4 y 8 años con el valor más alto en el estudio, dejando como segunda opción a la herramienta de Google Vision API y por último a la herramienta Microsoft Azure Emotion API y con el índice más bajo del estudio.

CONCLUSIONES.

En la comparación y utilización de entre las tres herramientas Face++, Google Vision API y Microsoft Emotion API, de acuerdo al muestreo de las diferentes fotografías que se obtuvieron del grupo seleccionado de niños y a su vez clasificadas por el experto en psicología infantil, damos la afirmación que, Face++ es la herramienta más precisa para poder determinar las emociones en niños

de 4 a 8 años, obteniendo el valor más próximo a la solución ideal de acierto con las 5 emociones detalladas en el artículo.

Realizando el análisis con los modelos de decisión FDM Topsis se obtuvo que la herramienta Face++ es la más precisa al momento de elegir con un alto porcentaje de acuerdo con la comparación entre 4 criterios diferentes, dejando la certeza de usar Face++ aprovechando este estudio para futuras investigaciones en los diferentes medios que hacen relación a la psicología, pediatría, medicina, reconocimiento facial de emociones en niños, y demás.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

1. Bradley, R. A. D., Franz, And List, Christian. (2006). "Aggregating Causal Judgements". Department of Government, London School of Economics and Political Science.
2. Fonseca, V. D. (2016). Importância das emoçõesnaaprendizagem: umaabordagemneuropsicopedagógica. Revista Psicopedagogia, 33(102), 365-384.
3. González García, F. M. (1992). Los mapas conceptuales de JD Novak como instrumentos para la investigación en didáctica de las ciencias experimentales. Enseñanza de las Ciencias, 10(2), 148-158.
4. Gray, S. A., Gray, S., Cox, L. J., & Henly-Shepard, S. (2013). Mental Modeler: A fuzzy-logic cognitive mapping modeling tool for adaptive environmental management. Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences. <https://doi.org/10.1109/HICSS.2013.399>
5. Huamaní Huamaní, G. T. (2017). Modelo Ahp Para Seleccionar Proveedores De Cloud Computing. Revista Científica TECNIA, 24(1), 99. <https://doi.org/10.21754/tecnia.v24i1.36>
6. Hwang and K. Yoon. (1981). Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications A State-of-the-Art Survey. Springer Berlin Heidelberg, 1981.

7. Jetter, A. And W. Schweinfort. (2011). Building Scenarios with Fuzzy Cognitive Maps: An Exploratory Study of Solar Energy. *Futures* 43(1): 52-66. 2011.
8. Kosko, B. (1986) Fuzzy Cognitive Maps. *International Journal on Man Machine Studies*. 24. 65-75.
9. Kosko, B. (1997). *Neural networks and fuzzy systems*, 1992. New Jersey, Prenti.
10. Kosko, B. (1988). Hidden Patterns in Combined and Adaptive Knowledge Networks. *International Journal of Approximate Reasoning* 2(4): 377-393. 1988
11. Khan, M. S., & Quaddus, M. (2004). Group decision support using fuzzy cognitive maps for causal reasoning. *Group Decision and Negotiation*, 13(5), 463-480.
12. Leyva Vázquez, M. Y., Pérez Teruel, K., Febles Estrada, A., & Gulín González, J. (2013). Mapas cognitivos difusos para la selección de proyectos de tecnologías de la información. *Contaduría y Administración*, 58(4), 95–117. [https://doi.org/10.1016/s0186-1042\(13\)71235-x](https://doi.org/10.1016/s0186-1042(13)71235-x)
13. Leyva-Vázquez, M. Y., K. Pérez-Teruel, et al. (2013a) "Mapas cognitivos difusos para la selección de proyectos de tecnologías de la información". *Contaduría y Administración* 58(4): 95-117. 2013.
14. Lisandro, L., Curia, H., & Lavalle, A. L. (2011). V8N3a8. *JISTEM -Journal of Information Systems and Technology Management Revista de GestãoDaTecnologia e Sistemas de Informação*, 8(3), 663–680. <https://doi.org/10.4301/S1807-1775201100030008>
15. Matsumoto, D., Hwang, H. S., López, R. M., & Pérez-Nieto, M. Á. (2013). Lectura de la expresión facial de las emociones: Investigación básica en la mejora del reconocimiento de emociones. *Ansiedad y Estres*, 19(2–3), 121–129.
16. Martínez, M. Á. Q., Hernández, J. M. G., & Veintimilla, S. S. O (2019). Análisis comparativo para seleccionar una herramienta de reconocimiento de emociones aplicando el modelo AHP Comparative analysis to select motion recognition tool applying the AHP model. *XX*, 1–11.

17. Mojarro Magaña, M., & Pérez López, R. J. (2008). Comparación de la técnica TOPSIS tradicional y la técnica TOPSIS con la distancia de Mahalanobis: Un Caso de estudio. *Revista de Ingeniería Industrial*, 2(3), 140-151.
18. Pedrycz, W., Ekel, P., & Parreiras, R. (2011). *Fuzzy multicriteria decision-making: models, methods and applications*. John Wiley & Sons.
19. Roubens, M. (1997). *Fuzzy Sets and Decision Analysis*. *Fuzzy Sets and Systems* 90: 199 - 206. 1997.
20. Salmeron, J. L., R. Vidal, et al (2012) "Ranking Fuzzy Cognitive Map Based Scenarios with TOPSIS." *Expert Systems with Applications* 39(3): 2443-2450. 2012.
21. Shahba, S., Arjmandi, R., Monovari, M. & Ghodusi, J. (2017). Application of multiattribute decision-making methods in SWOT analysis of mine waste management (case study: Sirjan's Golgohar iron mine, Iran). *Resources Policy*, 51 (2017), pp. 67-76.
22. Stylios, C. D. A. G., Voula C and Malandraki, Georgia A And Chouliara, Spyridoula (2008) "Fuzzy Cognitive Map Architectures for Medical Decision Support Systems". *Applied Soft Computing* 8: 1243--1251. 2008.
23. Zhao, J. & Fang, Z. (2016). Research on Campus Bike Path Planning Scheme Evaluation Base on TOPSIS Method: Wei'shui Campus Bike Path Planning as an Example. *Procesia Engineering*, 137, pp. 858-866.

BIBLIOGRAFÍA.

1. Leyva Vázquez, M., Hechavarría Hernández, J., Batista Hernández, N., Alarcón Salvatierra, J. A., & Gómez Baryolo, O. (2018). A framework for PEST analysis based on fuzzy decision maps. *Espacios*.
2. Salmeron, J. L. (2010) "Modelling Grey Uncertainty with Fuzzy Grey Cognitive Maps." *Expert Systems with Applications* 37(12): 7581-7588. 2010.

DATOS DE LOS AUTORES.

- 1. Miguel Ángel Quiroz Martínez.** Maestro en Ingeniería con Especialidad en Sistemas de Calidad y Productividad. Docente en la Universidad Politécnica Salesiana. Ecuador. E-mail: mquiroz@ups.edu.ec
- 2. Ginnette Andreina Granda Villon.** Estudiante en la Universidad Politécnica Salesiana. Ecuador. E-mail: ggranda@est.edu.ec
- 3. Davis Israel Maldonado Cevallos.** Estudiante en la Universidad Politécnica Salesiana. Ecuador. E-mail: dmaldonadoc1@est.ups.edu.ec
- 4. Maikel Yelandi Leyva Vázquez.** Doctor en Ciencias Técnicas. Docente en la Universidad Politécnica Salesiana. Ecuador. E-mail: mleyva@ups.edu.ec

RECIBIDO: 29 de mayo del 2020.

APROBADO: 2 de julio del 2020.