

Sistema inteligente de recomendaciones para una formación constructivista en Matemáticas Discretas

Intelligent system of recommendations for a constructivist training in Discrete Mathematics

RODRÍGUEZ-RODRÍGUEZ, Alberto¹, DOMÍNGUEZ-GÁLVEZ, Dunia. L.², PINO-TARRAGÓ, Julio. C³

Resumen

En Ecuador, muchas de las universidades asumen un modelo educativo basado en el constructivismo; sin embargo, la diversidad de recursos educativos imposibilita una secuencia de aprendizaje en la asimilación del conocimiento. La presente investigación tiene como objetivo el desarrollo de un sistema inteligente de recomendaciones para la formación constructivista en Matemática Discreta. El sistema propuesto realiza su funcionamiento basado en contenidos. Las recomendaciones se generan a partir del análisis de similitud de los perfiles de los usuarios.

Palabras clave: constructivismo; recursos; recomendaciones; sistemas.

Abstract

In Ecuador, many of the universities assume an educational model based on constructivism; however, the diversity of educational resources precludes a learning sequence in the assimilation of knowledge. This research aims to develop an intelligent system of recommendations for constructivist training in Discrete Mathematics. The proposed system performs its content-based operation. Recommendations are generated from the similarity analysis of user profiles.

Key words: constructivism; means; recommendations; systems.

1. Introducción

Académicos de diversas disciplinas así como personas vinculadas directamente a la enseñanza de las matemáticas insisten en que el aprendizaje y comprensión de la misma es un factor clave para el éxito tanto escolar como personal. Diversos estudios relativos a la forma en que los estudiantes resuelven problemas matemáticos insisten en que los resultados varían en dependencia del desarrollo cognitivo alcanzado (Arteaga, 2020: 11).

El desarrollo cognitivo hace referencia a los cambios producidos en la adquisición de conocimiento por parte de los estudiantes como consecuencia de su evolución psicológica y fisiológica (Palacios, 1992:1). A través de la investigación de problemas los estudiantes ponen en juego sus propios esquemas de conocimiento y el profesor puede dirigir la construcción de nuevos significados (Porlán, 1995: 17).

La construcción de conocimientos es una interacción activa y productiva entre los significados que el estudiante ya posee y las diversas informaciones que le llegan del exterior. Al ser un proceso por el cual el sujeto elabora significados propios, y no simplemente los toma o asimila, elabora también el camino específico

¹ PhD. Doctor of Science, Master degree of Education Sciences, Bachelor of Mathematics. Profesor de la Universidad Estatal del Sur de Manabí. Ecuador. alberto.rodriguez@unesum.edu.ec

² I Engineer. Profesora de la Universidad Estatal del Sur de Manabí. dunia.dominguez@unesum.edu.ec

³ PhD Technical Sciences, Engineer. Teaching-Researcher. Profesor de la Universidad Estatal del Sur de Manabí. julio.pino@unesum.edu.ec

de su progresiva evolución (Porlán, 1995: 17). Cuando se está en presencia de este modelo de aprendizaje, es coherente la identificación de un enfoque constructivista.

El enfoque constructivista provee de una explicación de cómo se produce el conocimiento y de cuáles son las condiciones para que esta producción tenga lugar (Waldegg, 1998: 1). En este enfoque actúa de manera central el papel activo del estudiante en la construcción de su conocimiento (López, 2017: 2). Los acercamientos constructivistas actuales suponen una responsabilidad del estudiante que implica una intensa actividad intelectual resultante del enfrentamiento a situaciones novedosas, a partir de la experiencia previa, vivida o cognitiva (Waldegg, 1998: 8).

Las Instituciones de Educación Superior (IES) de Ecuador han alertado sobre el alto porcentaje en los estudiantes universitarios que ingresan a los primeros niveles y no logran alcanzar el rendimiento adecuado en las asignaturas relacionadas a las matemáticas. Los resultados desalentadores en las evaluaciones de Matemática Discreta señalan la necesidad de introducir métodos y herramientas que eleven el interés y la asimilación de contenidos en los estudiantes. La Figura 1 muestra un esquema, basado en las modificaciones de conocimiento que realiza un estudiante para la asimilación de recursos matemáticos, basado en la construcción propia de conocimiento.

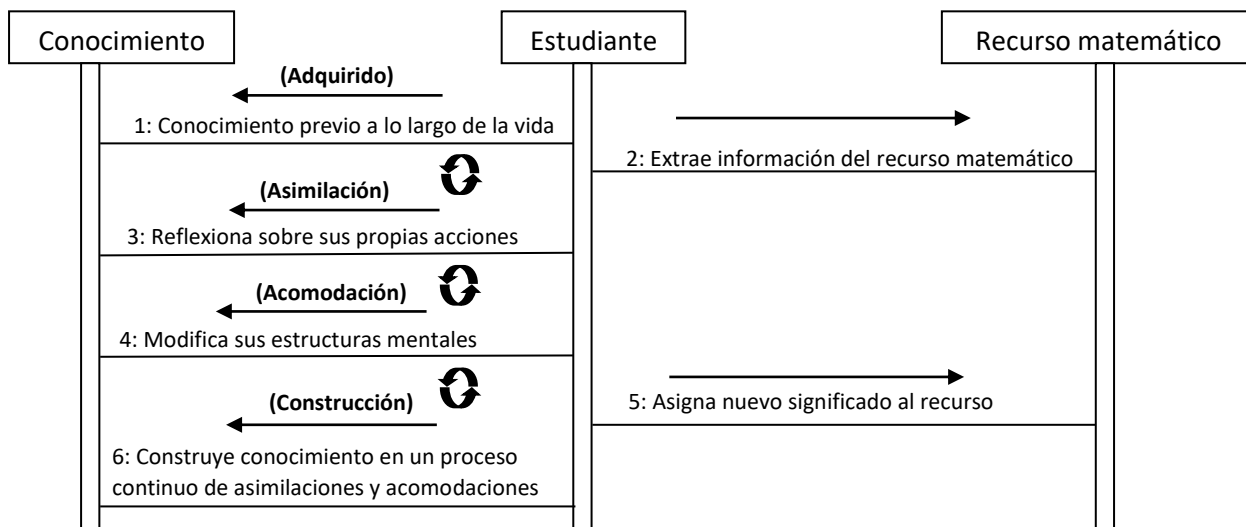


Figura 1. Modificaciones de conocimiento para la asimilación de recursos matemáticos.

Relacionado con este modelo, Robert Davis (1990) manifestó:

Los estudiantes tienen que construir su propio conocimiento, individual y colectivamente. Cada estudiante tiene un conjunto de herramientas de conceptos y habilidades con las que debe construir el conocimiento para resolver los problemas presentados por el entorno. El papel de la comunidad (otros estudiantes y maestros) es proporcionar el entorno, plantear los desafíos y ofrecer el apoyo que fomentará la construcción matemática (p. 3).

La Universidad Estatal del Sur de Manabí, asume un modelo educativo basado en el constructivismo. El claustro pedagógico asociado a la enseñanza de las Matemáticas Discretas de esta universidad, ha diseñado diversos recursos educativos (RE) que contemplan situaciones de aprendizaje, motivan el autoaprendizaje y desarrollan

la creatividad individual estudiantil; sin embargo, no todos los estudiantes se interesan por los recursos educativos y en ocasiones se llegan a sobrecargar de información, lo que no le permite identificar aquel RE que más se adapta a sus características individuales de aprendizaje.

Problemas de esta índole han sido abordados por la ciencia a partir de técnicas de Inteligencia Artificial. La introducción de un sistema inteligente de recomendaciones resulta ser una de las innovadoras herramientas automáticas que inciden positivamente en que los estudiantes logren adoptar un modelo constructivista en su proceso de aprendizaje.

Los sistemas de recomendación (SR), son sistemas de filtrado de información, cuyo objetivo es mostrar al usuario los ítems que más se asemejen a su perfil, garantizando de esta manera que le sea de interés y utilidad (Forouzandeh, 2020). Los SR permiten además descubrir nuevos ítems, igualmente interesantes, y que anteriormente el usuario [en este contexto, el estudiante] no había tenido en cuenta (Badriyah, 2018).

Dada la importancia del adecuado desarrollo de las habilidades vinculadas con esta área de aprendizaje, se define como objetivo de esta investigación: desarrollar un sistema inteligente de recomendaciones que potencie el aprendizaje constructivista de los estudiantes de Nivel I en la asignatura de Matemáticas Discretas, ayudándolos a manejar la sobrecarga de información.

1.1. Sistemas de recomendación

Las entidades principales que intervienen en un SR son los usuarios y los ítems. El usuario es la persona que utiliza el sistema de recomendación, ya sea para recibir recomendaciones sobre nuevos ítems que aun no conoce o para emitir criterios sobre ítems que ya conoce. Los ítems son los elementos potencialmente recomendables. Para esta investigación, los usuarios serían los estudiantes y los ítems serían cada uno de los recursos educativos almacenados en la base de datos.

Generalmente, los SR se clasifican según la técnica utilizada para la selección de los ítems o el filtrado de la información para realizar las recomendaciones (Zhang, 2018). Las principales clasificaciones se muestran en la Figura 2.

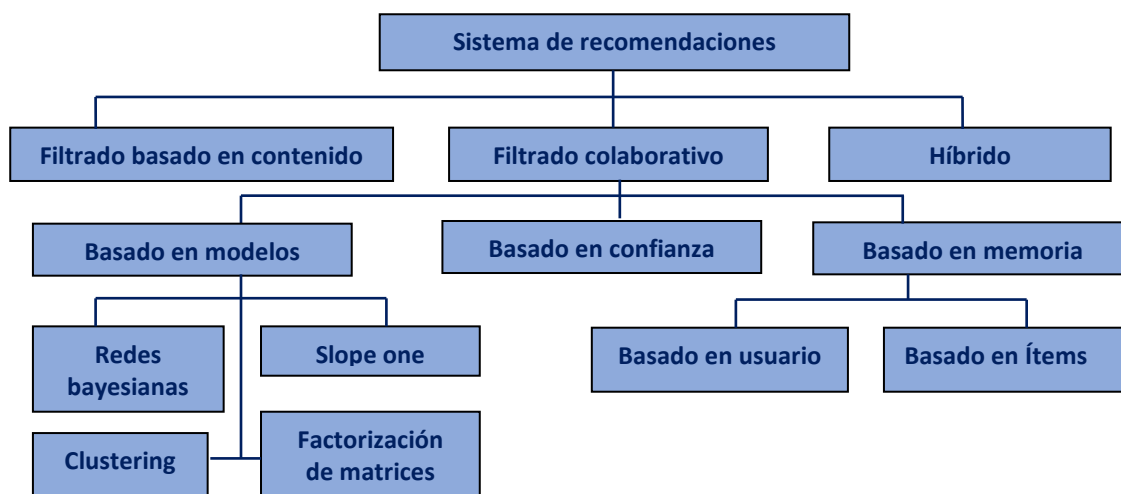


Figura 2. Clasificación de los SR.

En esta investigación, el sistema inteligente de recomendaciones de recursos educativos, se centra en un filtrado de información basado en contenido, donde el elemento clave de éxito será la obtención del perfil de interés del estudiante. Este perfil permite desarrollar recomendaciones basadas en el contenido dada la similitud de características compartidas entre el recurso educativo a recomendar y el perfil del estudiante.

Tener un perfil de usuario permite identificar las necesidades, preferencias y características del estudiante que está haciendo una búsqueda de un recurso educativo, ayudándolo para obtener resultados de búsqueda cercanos a sus necesidades y permite visualizarle los recursos educativos acorde a su modelo de aprendizaje.

Sea U el conjunto de todos los usuarios y A el conjunto de todos los posibles RE recomendables, donde \bar{r} es una función que estima la utilidad de un RE i para el usuario u , tal como muestra la ecuación 1:

$$\bar{r} : U \times A \rightarrow R \tag{1}$$

Donde:

\bar{r} : Función de recomendación cuya implementación depende de la técnica empleada para construir el SR.

R : es un conjunto de los RE ordenado por *ranking*, del cual se devuelve los n mejores RE, según la utilidad para el perfil de usuario.

2. Metodología

La presente sección describe el sistema inteligente para una formación constructivista en Matemáticas Discretas. Nutre su funcionamiento mediante la recomendación basada en contenido. Realiza su procesamiento mediante el análisis de similitud de los perfiles de los recursos educativos. El objetivo del sistema propuesto es recomendar nuevos recursos educativos para la formación constructivista en Matemáticas Discretas.

2.1. Sistema inteligente de recomendaciones

El sistema inteligente de recomendaciones, está estructurado mediante cuatro actividades básicas que en su integración garantizan una formación constructivista en Matemáticas Discretas. La Figura 3 muestra las actividades del método de recomendación propuesto:

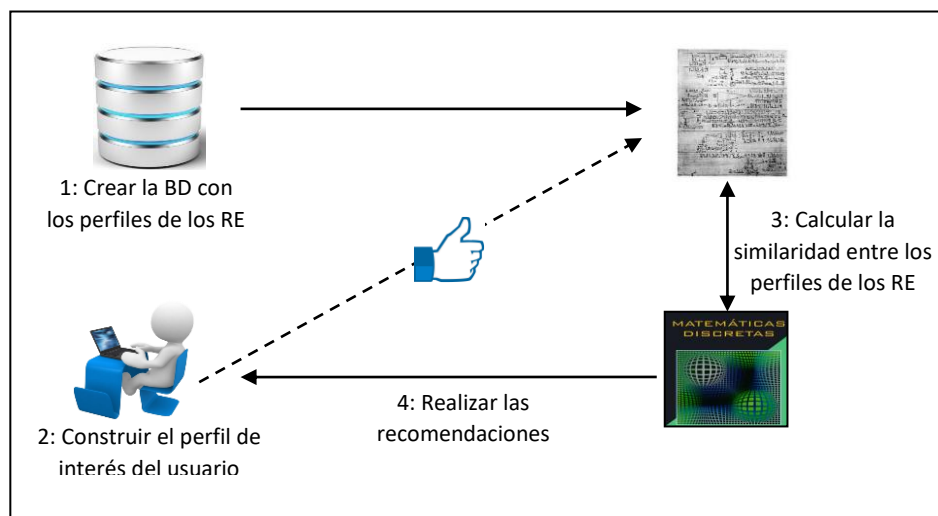


Figura 3. Método de recomendación propuesto.

Cada una de las actividades mostradas en la figura 3, se describen en detalle a continuación:

Actividad 1: Creación de la base de datos con los perfiles de los recursos educativos.

La actividad inicial que se propone para este sistema de recomendaciones es la creación de la base de datos con los RE. Cada RE a_i estará descrito mediante un conjunto de características que conforman su perfil:

$$C = \{c_1, \dots, c_k, \dots, c_l\} \tag{2}$$

Cada RE se describirá mediante un vector de variables contextuales:

$$F_{a_j} = \{v_1^j, \dots, v_k^j, \dots, v_l^j\} \text{ donde } j= 1, \dots, n \tag{3}$$

Para la descripción de las variables contextuales que conformaran el perfil de los recursos educativos, se propone utilizar el método Delphi (Wang, 2013), en el cual participen como expertos docentes que impartan la asignatura Matemáticas Discretas en la UNESUM y en la Universidad Internacional SEK y que cuenten con más de 5 años de experiencia en la impartición de dicha asignatura.

Esta actividad es fundamental para la precisión de las recomendaciones ya que la normalización de los valores de los RE permitirá el cálculo de la similitud entre ellos.

Actividad 2: Construcción del perfil de interés del usuario

La construcción de perfiles de interés es el punto clave basado en la recomendación de intereses de personalización del usuario. Para obtener un modelo de interés estable y considerar que la precisión de la recomendación no tendrá influencia, el interés del usuario se obtendrá a través del interés explícito e implícito en el RE (JIn et al., 2017).

El interés explícito se indica a través del modelo vectorial, en el que se incluyen dos elementos: la etiqueta característica t_i y su peso w_i , representados por el valor propio en los datos de origen. El peso manifiesta el grado de interés del usuario en el recurso educativo (Lumauag et al., 2019). El grado de interés del usuario en el recurso educativo se calculará a partir de la ecuación de regresión (Zhang, 2014) que adoptamos en esta investigación:

$$W_{ij} = \frac{tf_{ij} * \log\left(\frac{N}{n_i} + 0.01\right)}{\sqrt{\sum_{t_k \in D_i} [tf_{ik} * \log\left(\frac{N}{n_i} + 0.01\right)]^2}} \tag{4}$$

Donde:

W_{ij} : indica el peso de la etiqueta característica t_i en el recurso educativo D_j .

n_i : indica el número de RE donde t_i aparece

tf : indica la frecuencia de la etiqueta t_i . Cuantas más veces aparezca en un RE, mayor será la importancia del RE a recomendar.

tf_{ik} : indica las veces que el usuario usa la etiqueta.

N : indica el número total de usuarios que usaron la etiqueta t_i .

D : indica la base estándar de valor propio, en un rango de $[0,1]$.

Una vez obtenido el interés explícito del usuario, este puede ser representado por:

$$\{(t_1, w_1), (t_2, w_2), \dots, (t_n, w_n)\} \quad (5)$$

Donde:

w_i : indica el valor ponderado de la etiqueta característica t_i .

Por su parte, el interés implícito se obtiene a través del acceso al sitio web donde están colgados los RE. Los atributos que serán asociados al perfil de interés del usuario son: tiempo de permanencia en cada RE, guardado o no el RE, e impreso o no el RE (Kulkarni et al., 2019). El cálculo del interés implícito, basado en la combinación de estos atributos, se obtiene a partir de la siguiente ecuación:

$$Interes_{(RE)} = (1 - S_{(RE)})T_{(RE)} + S_{(RE)} \quad (6)$$

Donde:

$T_{(RE)}$: indica el tiempo de permanencia en cada RE.

$S_{(RE)}$: indica el grado de interés de guardar y/o imprimir el RE. Este es un valor normalizado en un rango de $[0,1]$.

Con este valor se puede obtener el peso del interés implícito t_j , en el RE, haciendo uso de la siguiente ecuación:

$$W_j = \frac{\sum_{r \in RE} Interes_{(RE)}}{Maxk_{(W_k)}} \quad (7)$$

Una vez obtenido el interés implícito del usuario, este puede ser representado por el siguiente modelo vectorial:

$$\{(t_1, w_{1j}), (t_2, w_{2j}), \dots, (t_n, w_{nj})\} \quad (8)$$

Donde:

w_{nj} : indica el peso del interés implícito en el RE t_n .

De esta manera se garantizará que el sistema aprenda de manera automática las preferencias del usuario para hacer más acertadas las recomendaciones.

Actividad 3. Cálculo de la similaridad entre los perfiles de los recursos educativos

En esta actividad específica se propone el cálculo de la similitud entre los recursos educativos y no la similitud entre los usuarios. Esto se basa en que una vez obtenido el perfil de interés del estudiante, es conveniente construir un modelo de similitudes de recursos educativos, recuperando todos los recursos educativos calificados por un usuario activo, del vector $Interes_{(RE)}$ de usuario (Stark, 2020). Al determinar cuán similares son los recursos educativos recuperados, al recurso educativo objetivo, se puede seleccionar los k recursos

educativos más similares para generar las nuevas recomendaciones (Mar y otros, 2018). Las dos medidas de similitud más populares están basadas en la correlación de Pearson y en el coseno.

El coeficiente de correlación de Pearson se utiliza para medir el grado en que dos variables se relacionan linealmente entre sí, mientras que la similitud del coseno es un modelo de espacio vectorial que se basa en el álgebra lineal en lugar de un enfoque estadístico. Mide la similitud entre dos vectores n-dimensionales en función del ángulo entre ellos. La medida basada en el coseno se usa ampliamente en los campos de recuperación de información y extracción de textos para comparar dos documentos de texto, en este caso, los documentos se representan como vectores de términos. La similitud entre dos recursos educativos u y v se puede definir tal como muestra la siguiente ecuación (Herlocker et al., 2004: 26):

$$Sim(\vec{u}, \vec{v}) = \frac{\vec{u} * \vec{v}}{|\vec{u}| * |\vec{v}|} = \frac{\sum_i r_{u,i} r_{v,i}}{\sqrt{\sum_i r_{u,i}^2} * \sqrt{\sum_i r_{v,i}^2}} \tag{9}$$

Una de las ventajas de este enfoque de similitud entre recursos educativos es que tiende a ser más estático que la similitud entre perfiles de usuarios, lo que permite calcular sus valores y vecindades antes de solicitar una recomendación para un usuario en particular, esto permite acortar el tiempo necesario para obtener las recomendaciones.

Actividad 4. Realización de las recomendaciones

Una vez calculada la similitud entre el perfil del recurso educativo que mayor interés tuvo para el usuario en la base de datos y cada uno de los recursos educativos disponibles, se ordenan de acuerdo a la similitud obtenida representado por el siguiente vector de similitud.

$$D = (d_1, \dots, d_n) \tag{10}$$

Donde los mejores serán aquellos recursos educativos con mayor similitud.

3. Resultados

Para demostrar la viabilidad de la presente propuesta, se presenta el resultado de la implementación en la práctica pedagógica. La presente sección describe el resultado de actividades propuesta en el sistema inteligente para una formación constructivista en Matemáticas Discretas tal como se muestra a continuación:

Actividad 1: Creación de la base de datos con los perfiles de los recursos educativos.

Para el desarrollo de la actividad participaron un total de 7 expertos de la asignatura Matemáticas Discretas, los cuales recopilaron los recursos educativos que formaron parte de la base de datos que nutre el Sistema de Recomendaciones propuesto. Luego de tres rondas de aplicación del método Delphi se llegó a un consenso sobre la información contextual de cada RE. De esta manera se obtuvo un conjunto de datos con 60 recursos educativos descritos con sus respectivas variables contextuales cada uno. Las variables contextuales identificadas, garantizan el enfoque constructivista del conjunto de datos. La tabla 1 muestra un ejemplo de 5 recursos educativos con sus variables contextuales.

Tabla 1. Recursos educativos con sus variables contextuales.

Recomendaciones	Variables contextuales
-----------------	------------------------

RE1: Ejercicios de reconocimiento	<ul style="list-style-type: none"> • Reconocer términos para resolver problemas • Reconocimiento de operaciones o propiedades matemáticas
RE2: Ejercicios algorítmicos	<ul style="list-style-type: none"> • Relacionar la realidad de su entorno con las ecuaciones lineales • Plantear ecuaciones • Plantear ecuaciones con dos incógnitas • Plantear ecuaciones con tres incógnitas
RE3: Problemas de aplicación	<ul style="list-style-type: none"> • Relacionar símbolos Matemáticos • Identificar las operaciones a realizar
RE4: Problemas de investigación	<ul style="list-style-type: none"> • Comprobación de proposiciones • Realizar Pruebas de conjeturas • Demostrar la aplicación de Teoremas
RE5: Situaciones problemáticas	<ul style="list-style-type: none"> • Resolver problemas combinados

Actividad 2: Construcción del perfil de interés del usuario

Para obtener el perfil de interés del usuario se utilizó una muestra de 5 estudiantes del Nivel I que cursan la asignatura Matemáticas Discretas. El objetivo es encontrar un listado ordenado y personalizado $R = (r_1, \dots, r_n)$ del conjunto de recurso educativo recomendado a cada estudiante que participó en la experimentación. El orden de los recursos educativos representará el nivel de relevancia que tuvo cada recurso educativo recomendado a cada estudiante. La tabla 2 muestra un ejemplo de los datos obtenidos para un grupo de 5 estudiantes con 5 recursos educativos que nutren la base de casos sobre la cual se procesarán las recomendaciones.

Tabla 1. Grado de pertenencia de los usuarios sobre los recursos educativos.

Estudiantes	RE ₁	RE ₂	RE ₃	RE ₄	RE ₅
Estudiante ₁	1	1	0.75	0.75	0.25
Estudiante ₂	1	0.75	0.75	0.75	0.25
Estudiante ₃	0.25	0.75	0.25	1	0.75
Estudiante ₄	1	0.75	0.75	0.75	1
Estudiante ₅	0.25	1	0.75	1	0.25

Actividad 3. Cálculo de la similaridad entre los perfiles de los recursos educativos

Por lo tanto, dado el conjunto de recomendaciones:

$D = (d_1, \dots, d_n)$ de n RE recomendados a un estudiante U , nuestro objetivo es determinar un listado ordenado $R = (r_1, \dots, r_n)$ de estos recursos educativos de acuerdo a la relevancia que se había estimado para el estudiante U . Si $R_i < R_j$ significa que el RE R_i es más relevante para U que R_j , aunque este último se halla recomendado primero. La tabla 3 muestra los vectores de preferencias de un estudiante al cual se le procesa las recomendaciones.

Tabla 3. Vectores de preferencias para generar recomendación al estudiante.

Estudiantes	RE ₁	RE ₂	RE ₃	RE ₄	RE ₅
Estudiante _x	0.25	1	0.25	1	0.75

Eliminando la barrera del arranque en frío (*cold-start*), al conjunto de estudiantes se le generó una recomendación con un total de 5 recursos educativos que conforman la base de inferencia para la experimentación. A partir de las ecuaciones 2 y 3, se determinan los vectores de pesos asociados a los recursos educativos recomendados con un valor comprendido entre [0,1]. A partir del cálculo de la similitud se obtiene el resultado que expresa la tabla 4.

Tabla 4. Cálculo de similaridad respecto al estudiante objeto de estudio.

Casos	a ₁ (Estudiante ₁)	a ₂ (Estudiante ₂)	a ₃ (Estudiante ₃)	a ₄ (Estudiante ₄)	a ₅ (Estudiante ₅)
Similaridad	0.50	0.65	0.75	0.25	0.70

Actividad 4. Realización de las recomendaciones

A partir del cálculo de la similitud entre el perfil de usuario y los perfiles almacenados previamente en la base de caso. La actividad de recomendación evalúa aquel perfil que más se acerque al perfil de preferencia del estudiante objeto de estudio. Un ordenamiento de los perfiles basado en esta comparación sería el siguiente.

$$\{a_3, a_5, a_2, a_1, a_4\}$$

El sistema recomendará los dos perfiles más cercanos para el estudiante objeto de estudio que representarían sus recomendaciones: a_3, a_5

La aplicación de las recomendaciones provee una vecindad lo más cercano al perfil comparativo para el ejemplo en cuestión la solución es: a_3

A partir de la recomendación propuesta por el sistema se traduce en una secuencia de recomendación de recursos educativos propuestos para fomentar una educación constructivista. Para el estudiante objeto de estudio se recomendaría intencionar el trabajo sobre los recursos educativos RE4, RE5 y RE2.

4. Conclusiones

El presente trabajo desarrolló un sistema inteligente de recomendaciones para una formación constructivista. El sistema nutre su funcionamiento mediante recomendaciones basado en contenido. El dominio de aplicación del sistema fue aplicado en la formación en Matemáticas Discretas para la generación de recomendación de recursos educativos en una formación constructivista.

La aplicación del método propuesto permitió, a partir de la implementación realizada, la identificación de los perfiles de recursos educativos caracterizados por su grupo de variables contextuales, a partir de los cuales se generan las nuevas recomendaciones sobre el aprendizaje constructivista de los estudiantes.

Los perfiles de usuarios generados constituyeron la base de conocimiento que se almacena para nutrir las recomendaciones sobre los recursos educativos en la formación en Matemáticas Discretas.

Referencias bibliográficas

- Arteaga, M., Macías, B. J., y Pizarro, N. (2020). La representación en la resolución de problemas matemáticos: un análisis de estrategias metacognitivas de estudiantes de secundaria. *Uniciencia*, 34(1), 263-280.
- Badriyah, T., y Azvy, S. (Marzo, 2018). Recommendation system for property search using content based filtering method. En *International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT)*.
- Davis, R. B. (1990). Constructivist Views on the Teaching and Learning of Mathematics. *Journal for Research in Mathematics Education: Monograph No. 4*: ERIC.
- Forouzandeh, S., y Aghdam, A. R. (2020). Addressing the Cold-Start Problem Using Data Mining Techniques and Improving Recommender Systems by Cuckoo Algorithm: A Case Study of Facebook. *Computing in Science and Engineering*, 22(4), 62-73. doi: 10.1109/MCSE.2018.2875321
- Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G., y Riedl, J. T. (2004). Evaluating collaborative filtering recommender systems. *ACM Transactions on Information Systems*, 22(1), 5-53.
- Ji, W., Wang, J., Fang, X., y Gu, S. (Junio, 2013). Improved Delphi method with weighted factor and its application. En *9th Asian Control Conference (ASCC)*.
- Jin, X., Li, H., Liu, Y., Wen, L., Fan, Y., y Hao, Q. (Agosto, 2017). Research on User Model Construction for Individualized Knowledge Recommendation. En *13th International Conference on Semantics, Knowledge and Grids (SKG)*.
- Kulkarni, T., Kabra, M., y Shankarmani, R. (Diciembre, 2019). User Profiling Based Recommendation System for E-Learning. En *16th India Council International Conference (INDICON)*.
- López, O. E. (2017). El diálogo colaborativo para la construcción del conocimiento en clase: un aprendizaje significativo para los estudiantes de PLE. *Idiomática: Revista Universitaria de Lenguas*, 1(2).
- Lumauag, R. G., Sison, A. M., y Medina, R. P. (Febrero, 2019). An Enhanced Recommendation Algorithm Based on Modified User-Based Collaborative Filtering. En *4th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS)*.

- Mar, O., Ching, I., y Gulín, J. (2018). Competency assessment model for a virtual laboratory system at distance using fuzzy cognitive map. *Investigación Operacional*, 38(2), 169-177.
- Palacios, F. (1992). Desarrollo cognitivo y modelo constructivista en la enseñanza-aprendizaje de las ciencias. *Revista interuniversitaria de formación del profesorado*, 13, 173-189.
- Porlán, R. (1995). Constructivismo y Escuela.
- Waldegg, G. (1998). Principios constructivistas para la educación matemática. *Revista Ema*, 4(1), 15-31.
- Werner-Stark, A., y Nagy, Z. (Marzo, 2020). A Heuristic Method to Recommendation Systems. En *6th International Conference on Information Management (ICIM)*.
- Zhang, L., Liu, X., Cao, Y., y Wu, B. (Diciembre, 2018). O- Recommend: An Optimized User-Based Collaborative Filtering Recommendation System. En *24th International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS)*.
- Zhang, X. (2014). *Chengqing Zong: Statistical natural language processing: Springer*.