

11

APRENDIZAJE GUIADO EN LA EDUCACIÓN VIRTUAL: LA RECOMENDACIÓN AUTOMÁTICA DE EJERCICIOS

GUIDED LEARNING ON VIRTUAL EDUCATION: THE AUTOMATIC RECOMMENDATION OF EXERCISES

Carlos Yordan González Herrera¹

E-mail: cygonzalez@uci.cu

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4859-4536>

Yaniel Lázaro Aragón Barreda¹

E-mail: yaniell@uci.cu

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2406-2989>

¹Universidad de las Ciencias Informáticas

Cita sugerida (APA, séptima edición)

González Herrera, C. Y. & Aragón Barreda, Y. L. (2022). Aprendizaje guiado en la educación virtual: la recomendación automática de ejercicios. *Revista Conrado*, 18(88), 93-105.

RESUMEN

Las Tecnologías del Aprendizaje y el Conocimiento han propiciado el avance de la educación hacia la virtualidad. La Universidad de las Ciencias Informáticas tiene como premisa la vinculación de estas tecnologías en el proceso docente educativo. Dentro de su plan de estudio, se encuentra la asignatura Sistemas de Bases de Datos I, donde se emplea la herramienta RDB-Learning como plataforma virtual de apoyo al proceso de enseñanza aprendizaje. La herramienta desarrollada facilita la ejercitación fuera de las aulas, sin embargo, cuando los estudiantes se disponen a realizar ejercicios de manera autodidacta, no cuentan con una guía u orientación que les permita seleccionar los que más se ajusten a sus necesidades según las habilidades alcanzadas en la asignatura. Esta investigación, presenta un sistema para la recomendación automática de ejercicios en la plataforma RDB-Learning, el cual sugiere a los estudiantes cuál ejercicio realizar, a partir del conocimiento previo de qué habilidades el estudiante ha podido desarrollar en la asignatura dado, por sus evaluaciones sistemáticas. Para ello, se describe el entorno de desarrollo del sistema y se realiza un análisis de los principales algoritmos de recomendación existentes. Además, se hace una evaluación de cómo la herramienta contribuye al aprendizaje guiado de los estudiantes.

Palabras clave:

Algoritmo, aprendizaje guiado, ejercicio, habilidades, recomendación

ABSTRACT

The Learning and Knowledge Technologies have led to the advancement of education towards virtuality. The University of Computer Science's premise is the linking of these technologies in the educational teaching process. In its study plan, there is the subject Database Systems I, where the RDB-Learning tool is used as a virtual platform to support the teaching-learning process. The developed tool facilitates exercise outside the classroom, however, when students are prepared to perform exercises self-taught, they do not have a guide or orientation that allows them to select the ones that best suit their needs according to the skills achieved in the subject. This research presents a system for the automatic recommendation of exercises in the RDB-Learning platform, which suggests to students which exercise to carry out, based on prior knowledge of what skills the student has been able to develop in the subject given by their systematic evaluations. For this, the development environment of the system is described and an analysis of the main existing recommendation algorithms is carried out. In addition, an evaluation is made of how the tool contributes to the guided learning of the students.

Keywords:

Algorithm, exercise, guided learning, recommendation, skills

INTRODUCCIÓN

Desde sus orígenes, el hombre se ha caracterizado por su habilidad para la elaboración de herramientas y artefactos de diversa índole con el fin de satisfacer sus necesidades. Así, a lo largo de la historia, el desarrollo tecnológico de estas herramientas ha permitido el progreso humano de la sociedad. Dentro de ellas, las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TICs), han jugado un papel fundamental, pues estas desempeñan un papel cada vez más importante en la forma de comunicarnos, aprender y vivir.

Las TICs, según Ciudad (2019), son el conjunto de tecnologías que, con sustento en la electrónica y las comunicaciones, permite la disponibilidad, acceso, procesamiento, almacenamiento y transmisión de la información digital; eliminando de manera considerable las barreras espacio-temporales y culturales. En la actualidad, las TIC se han desarrollado de manera acelerada, lo que ha traído consigo un elevado auge en el desarrollo de la sociedad y de los procesos que en ella se suceden.

Con el desarrollo de estas tecnologías, el entorno educativo es uno de los que mayores transformaciones ha sufrido, tal y como lo explican Cabrales & Díaz (2017). El sistema educativo, como parte importante de la sociedad humana, no puede mantenerse ajeno a tal situación, según (Tapia-Repetto, et al., 2019), con tal desarrollo, se plantea el desafío de transformar las TIC en herramientas que favorezcan las instancias de enseñanza, y propicien adecuados momentos y espacios de aprendizaje. Es en el entorno educativo donde aparece el concepto de Tecnologías del Aprendizaje y el Conocimiento (TAC).

Las TAC tratan de orientar a las TIC hacia usos más formativos, tanto para los estudiantes como profesores (Valarezo & Santos, 2019). Se trata de incidir de forma especial en la metodología, en los usos de la tecnología y no solo en asegurar el dominio de una serie de herramientas informáticas. Consiste en definitiva de conocer y de explotar los posibles usos didácticos, no solo los manejados al usar las TIC, y apuesta por hacer mayor uso de estas herramientas tecnológicas al servicio del aprendizaje y de la adquisición de conocimiento por medio de recursos virtuales de aprendizaje.

En la Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI), como parte de los equipos que integran los proyectos de desarrollo de software, está presente el rol diseñador de bases de datos (BD). Este rol se trabaja también en la práctica profesional como parte del currículo base y Sistemas de Bases de Datos 1 (SBD I) es la asignatura encargada de garantizar estos conocimientos. Esta es una de las asignaturas esenciales en el segundo año de

la carrera Ingeniería en Ciencias Informáticas (ICI), que pertenece a la disciplina Ingeniería y Gestión de Software (MES: Ministerio de Educación Superior, 2019). SBD I tiene, para los estudiantes, un alto nivel de complejidad, por lo que suelen presentar algunas dificultades en su aprendizaje. Este resultado se mostró en los exámenes de la asignatura según los informes de la misma en los años académicos de 2015 a 2018 en la Facultad 1 de la UCI (Aragón, 2018).

Con el fin de contribuir al PEA de la asignatura, en la Facultad 1, se desarrolló la herramienta RDB-Learning, una plataforma virtual para el aprendizaje de bases de datos relacionales (BDR). Según el propio Aragón (2018), esta herramienta, como TAC, pretende contribuir al desarrollo de las habilidades genéricas, diseño e implementación, a través de actividades prácticas, orientadas, de estudio independiente y autónomo que realizan los estudiantes. En estos momentos, la plataforma permite la resolución de ejercicios mediante el diseño de Modelos Entidad-Relación (MER) y la implementación de consultas SQL (del inglés, Structured Query Language). Los ejercicios son resueltos por los estudiantes a partir de la orientación directa del profesor o cuando por su propia cuenta lo deciden. Para la segunda opción, el estudiante no cuenta con una guía que oriente su aprendizaje en virtud de lo que ya conoce y lo que aún necesita aprender.

Esto se traduce en que, durante su autopreparación, los estudiantes no son guiados para el aprendizaje, de forma que este ocurra gradual y metódicamente. De esta manera, pueden abrumarse por la cantidad de ejercicios publicados, enfrentarse a la disyuntiva de cuál ejercicio resolver e incluso seleccionar alguno para el cual no hayan desarrollado las habilidades básicas necesarias. Esta situación puede conllevar a una pérdida de tiempo durante su estudio y como consecuencia, a una desmotivación para con la plataforma, al considerarla no adecuada para su aprendizaje.

Existen, por tanto, insuficiencias para potenciar las habilidades de la asignatura en los estudiantes a través de la plataforma como medio de enseñanza-aprendizaje (MDEA). Durante su autopreparación, no es posible atender sus necesidades a partir de la identificación en la plataforma de cuáles de los ejercicios disponibles son los más adecuados para ellos. Por tal motivo, se requiere evaluar y aplicar técnicas que permitan seleccionar y recomendar estos ejercicios de manera adecuada según dichas necesidades y los niveles de desarrollo alcanzados en cada momento.

A partir de la situación antes descrita, se identifica el siguiente problema: ¿Cómo contribuir, mediante el uso de

las tecnologías del aprendizaje y del conocimiento, al aprendizaje guiado de los estudiantes en la asignatura Sistemas de Bases de Datos I en la Universidad de las Ciencias Informáticas?

Esta investigación tiene como objetivo presentar los resultados obtenidos durante el desarrollo de un sistema de recomendación de ejercicios, como TAC, para la plataforma *RDB-Learning*, cuyo fin es contribuir al aprendizaje guiado de los estudiantes en la asignatura SBD I.

MATERIALES Y MÉTODOS

Para dar cumplimiento al objetivo mencionado se empleó una metodología cualitativa basada en el análisis teórico de diferentes investigaciones que abordan el aprendizaje guiado en la educación virtual, así como los sistemas de recomendación y mecanismos recomendadores. Se empleó el método histórico-lógico para determinar los antecedentes, evolución, esencia, estado actual y regularidades del objeto de la investigación; y el analítico-sintético para identificar los elementos esenciales del mismo a partir de la revisión crítica en variadas fuentes.

Como técnicas empíricas se utiliza la observación, para obtener la información necesaria sobre el uso de la plataforma RDB-Learning y los modos de interacción de los estudiantes con el fin de identificar las particularidades de dicha interacción; y la encuesta, que fue aplicada a una muestra de estudiantes del segundo año de la UCI para conocer y valorar la forma en que seleccionan los ejercicios en la plataforma durante su aprendizaje autónomo. Se aplicó una segunda encuesta a un grupo de profesores de la asignatura SBD I para recopilar información sobre el PEA de la misma y obtener especificaciones que contribuyen al diseño del sistema de recomendación.

Se realiza, además, un estudio exploratorio al PEA de la asignatura SBD I en la UCI. El mismo estuvo enfocado en determinar las habilidades que debe poseer un estudiante para realizar un ejercicio de diseño de BDR. Se analizó el Plan de Estudio "E" de la carrera y el Programa analítico de la asignatura SBD I, donde se refleja que es precisamente el diseño de bases de datos un aspecto fundamental dentro de la asignatura como parte de la disciplina de Ingeniería y Gestión de Software que compone el currículo del Ingeniero en Ciencias Informáticas (MES, 2019).

Si se analiza la habilidad genérica a desarrollar (diseñar DBR), autores como Cárdenas (2013) plantean que para llevar a cabo un diseño de un objeto del mundo real se deben:

- Identificar los elementos del objeto a representar

- Jerarquizar los elementos y sus relaciones
- Elaborar el modelo y plan de operaciones en función de los elementos
- Seleccionar el lenguaje y las técnicas de comunicación
- Elaborar la representación de elementos del objeto

Todas estas acciones en la asignatura SBD I, parten del análisis de un caso de estudio (ejercicio) creado por el profesor, donde los estudiantes deben ser capaces de entender el contexto, identificar los elementos que intervienen y las relaciones entre ellos. De esta forma, haciendo uso de la teoría de diseño, puede representar a través del Modelo Entidad Relación (MER) los requisitos informacionales que se desean almacenar en una BDR.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Al estudiar la plataforma *RDB-Learning*, donde existe un banco de ejercicios disponibles, se observa la posibilidad de practicar esta habilidad genérica y recibir una evaluación para cada ejercicio realizado. Pero, qué ejercicio hacer y en qué elementos debe mejorar el estudiante es una tarea pendiente para la herramienta.

En este punto es donde juegan un papel fundamental los Sistemas de Recomendación (SR). Estos tienen como particularidad que se diseñan para entender las necesidades individuales de los usuarios a los que asisten, siendo claves para su adopción la percepción de los usuarios/consumidores sobre el grado en que los SR les entienden y les proporcionan información personalizada útil (Viltres, 2014).

Algunas de las herramientas informáticas que han incorporado a su funcionamiento los SR, son las plataformas de aprendizaje con el objetivo de brindar un aprendizaje personalizado y guiado a los estudiantes. La principal razón de incorporar un SR como parte de una tecnología con fines educativos, es brindar una atención diferenciada a estudiantes con distintas formas de aprender y diferentes ritmos para hacerlo.

Sumado a ello, existen otros problemas de aprendizaje, dados por el incremento actual del desinterés de los estudiantes de aprender en ambientes convencionales, no prestando atención a las recomendaciones del profesor dentro del aula y actuando de disímiles formas fuera de estas por falta de conocimientos (Sornoza & Moya, 2019). En consecuencia, el profesor está condicionado a realizar un trabajo diferenciado tanto dentro como fuera del aula, proporcionando los medios e intervenciones necesarias que se adapten a las necesidades del estudiante (Truong, 2016). Atender estas necesidades desde la

tecnología, con la ayuda de un SR, está condicionada por el o los mecanismos de recomendación que se empleen.

Mecanismos de recomendación

Varios estudios realizados sobre los SR vinculados a la educación refieren que los tipos de recomendadores **más utilizados son los basados en contenido, los de filtrado colaborativo y los híbridos** (Charnelli, Lanzarini & Díaz, 2017; Sánchez-Molano, 2019) diseño y desarrollo de nuevas técnicas adaptativas, pertenecientes al área de la Analítica del Aprendizaje, que contribuyan en la toma de decisiones. El énfasis está puesto en la construcción de un Sistema Recomendador inteligente con capacidad para asistir en ámbitos educativos. Como trabajo previo se analizaron y se aplicaron técnicas no supervisadas y técnicas de visualización de datos masivos con el objetivo de obtener un modelo que representara a cada uno los alumnos de la Facultad de Informática de la UNLP. Esto incluye su interacción con recursos educativos de acceso libre y su interacción con las redes sociales. Dichos perfiles serán utilizados para caracterizar su comportamiento actual y como insumo del algoritmo del sistema recomendador que se desarrollará para poder asistir a los alumnos en forma automática sobre materiales de lecturas adicionales a fin de que puedan alcanzar el comportamiento esperado.”, "event": "XIX Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación (WICC 2017, ITBA, Buenos Aires. Sin embargo, otros autores muestran resultados de SR alternativos como los basados en utilidad, en modelos probabilísticos, en conocimiento y en competencias educativas (Quiroz, et al., 2020; Vaca, 2017; Valdiviezo, 2019).

Los contenidos personalizados que proporcionan los SR en el ámbito educativo incluyen: recursos educativos abiertos, objetos de aprendizaje, recursos web, posibles cursos a realizar, grupos de estudio (Charnelli, et al., 2017) y ejercicios (Cárdenas-Cobos, et al., 2018; Viltres, 2014).

Para determinar qué mecanismo emplear en la implementación del SR de la plataforma **RDB-Learning**, se estudiaron los siguientes:

Basados en contenido

El mecanismo de recomendación basado en contenido (ver Figura 1) busca utilizar la información disponible

tanto del ítem como del usuario para calcular la recomendación más adecuada. Se enfoca en el contenido, ya sea en la descripción de los ítems, el contenido del recurso y la información del perfil de los usuarios. Cada ítem lleva asociado un conjunto de atributos que lo describe, a partir del cual, se construye un perfil que es utilizado para buscar ítems que puedan satisfacer las preferencias del usuario (Sánchez-Molano, 2019).

Los propios autores señalan como ventaja su sencillez de cara a la recolección de la información y a la aplicación de los algoritmos. Como principal inconveniente de este método destaca que pueden necesitar bastante información sobre las preferencias de los usuarios que usan el sistema. Además, puede estar limitado por las características asociadas que describen a los ítems que se pueden recomendar.

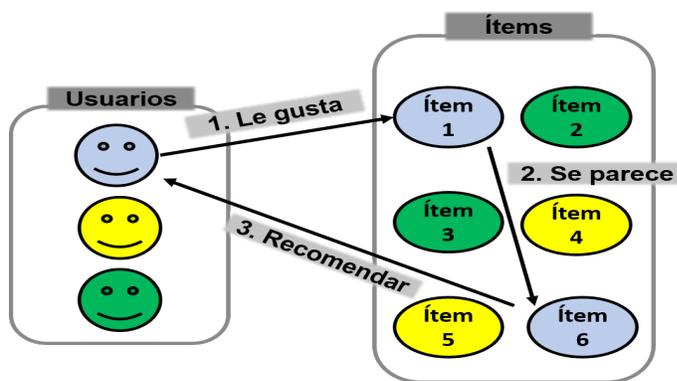


Figura 1. Recomendación basada en contenido (elaboración propia).

De filtrado colaborativo

El mecanismo que se aborda se refiere al uso de calificaciones de múltiples usuarios de forma colaborativa para predecir las calificaciones faltantes (ver Figura 2). El funcionamiento de este tipo de mecanismos radica en la teoría que a los usuarios les gusta lo que les gusta a los que piensan de forma similar, donde dos usuarios se consideraron con ideas afines cuando calificaron elementos por igual. En otras palabras, tal y como explica Sánchez-Molano (2019), estos sistemas basan sus predicciones y recomendaciones en las opiniones de usuarios con características similares al que se le va a hacer la recomendación, y conforma conjuntos de usuarios afines a un mismo ítem.

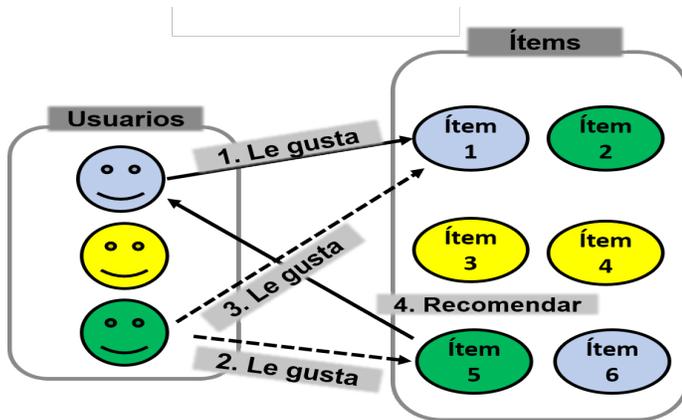


Figura 2. Recomendación por filtrado colaborativo (elaboración propia).

Como principales inconvenientes se conocen el problema de “arranque en frío” (ingreso de un nuevo usuario o ítem para el cual no existe suficiente información previa) y el de “oveja negra” (usuarios con gustos muy particulares que pueden hacer imprecisas las predicciones).

Basados en conocimiento

Estos mecanismos sirven para resolver las restricciones de los anteriores, es decir, solucionan el problema de las pocas interacciones o valoraciones con ciertos productos. Para recomendar, solo tienen en cuenta los requisitos de los usuarios (que realizan de forma explícita). Es decir, utilizan todo el conocimiento de los usuarios, productos y dominio para hacer las recomendaciones, haciendo más personales los resultados obtenidos. (Ruiz-Iniesta, Jiménez-Díaz & Gómez-Albarrán, 2012) explican que estos sistemas tratan de sugerir elementos en inferencias acerca de las necesidades del usuario y sus preferencias a partir de su historial de navegación, elecciones anteriores, entre otros elementos. En este sentido, se puede representar su funcionamiento de manera parecida a los SR basados en contenido, como se muestra en la Figura 3.

Uno de los aspectos más característicos del mecanismo basado en conocimientos es que el usuario tiene cierto control sobre las recomendaciones que recibe por la posibilidad de establecer sus propios filtros o requisitos sobre el amplio dominio que se le plantea. Aun así, estos sistemas también pueden tener sus desventajas, cuando los dominios del sistema son complejos o los requisitos que ponen los usuarios no se entienden.

Al tener en cuenta que todos estos mecanismos mencionados a la vez que ventajas también presentan inconvenientes, se han mencionado también los mecanismos híbridos. Estos combinan más de un mecanismo para conseguir un rendimiento mayor.

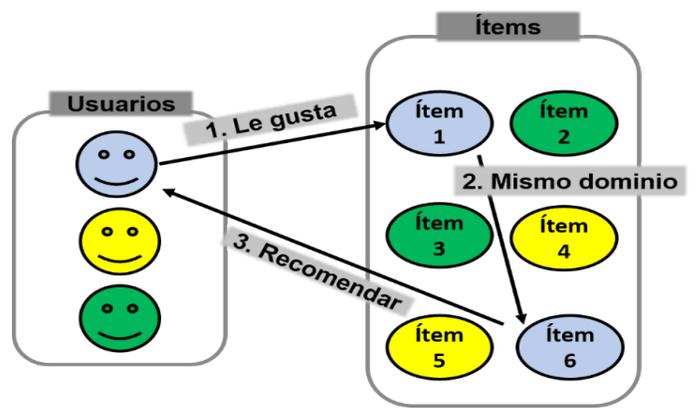


Figura 3. Recomendación basada en conocimientos (elaboración propia)

Basados en competencias educativas

Este tipo de mecanismo es expuesto por Vaca (2017) en su tesis doctoral. En ella presenta un sistema inteligente de recomendación de tareas adecuado al desarrollo de competencias de los alumnos de educación universitaria. El sistema estará integrado por un entorno e-learning, junto con un e-portafolio, y muestra una serie de tareas ordenadas a los estudiantes.

La pretensión de estas tareas es que ayuden al alumnado a desarrollar las competencias según el grado de adquisición de cada uno. Para el desarrollo del sistema se utilizan datos registrados en el e-portafolio construido, ya que en él queda registrada gran cantidad de información a través de las tareas, evaluaciones y progresos de cada estudiante. El SR indica qué tareas debe completar un alumno para avanzar en su grado de adquisición de ciertas competencias. Esas tareas deberán estar incluidas previamente por los profesores en un repositorio y son mostradas a través de una lista ordenada o ranking. La Figura 4 muestra el funcionamiento de dicho sistema.



Figura 4. Recomendación basada en competencias educativas (Vaca, 2017).

Ejemplos de sistemas de recomendación en e-learning

Si se habla de recomendación en el ambiente educativo, se pueden encontrar importantes ejemplos recogidos en la literatura. El propio Vaca (2017) hace referencia a los siguientes:

El sistema Navex, es una evolución de un sistema para explorar ejemplos de programación en lenguaje C llamado Webex que clasifica los ejemplos del sistema de acuerdo al estado actual de los conocimientos del alumno y su historial de interacciones en el sistema. Aplica navegación adaptada para: distinguir nuevos ejemplos a partir de ejemplos que han sido parcial o totalmente explorados, y categorizar ejemplos que están "listos para" o "todavía no preparados para" ser explorados de acuerdo al estado actual de los conocimientos del estudiante.

También es conocido el sistema Knowledge Sea, que consiste en una plataforma de acceso online que almacena documentos sobre el lenguaje de programación C. En este sistema se utiliza navegación social y funciona a través de un vector de valoraciones de los documentos el cual sirve para ordenar los documentos recuperados de acuerdo a su relevancia. La relevancia de los documentos se expresa por indicaciones visuales.

Un ejemplo de SR basado en contexto es CoMoLE. Consiste en un sistema que da soporte a la recomendación y realización de actividades individuales y colaborativas desde distintos dispositivos a través de navegadores web. Este sistema considera las necesidades de cada usuario, el contexto en el que se encuentra y el dispositivo de acceso que utiliza.

Otro SR educativo es el propuesto por (Wang, et al., 2007) para recomendar objetos de aprendizaje sobre el lenguaje de programación Java. Este sistema se basa en un modelo de recomendación híbrido de objetos de aprendizaje que utiliza dos algoritmos, uno basado en las preferencias del usuario y otro basado en los intereses de los usuarios similares.

Otra investigación es la propuesta por Ghauth & Abdullah (2011). En este se realiza la recomendación de actividades a partir de un sistema híbrido que combina una estrategia de recomendación basada en contenido y en las valoraciones de los mejores alumnos.

Un recomendador de objetos de aprendizaje en un repositorio es descrito en (Zapata, et al., 2011). Este utiliza hasta cuatro algoritmos de filtrado en su estrategia de recomendación y el resultado de cada algoritmo es una puntuación para cada objeto de aprendizaje. Después tiene una fase de ordenación de los objetos, donde los ordena de acuerdo a una combinación ponderada del

valor obtenido para cada algoritmo. La estrategia de recomendación se basa en el contenido de los objetos de aprendizaje y características demográficas.

Otro SR aparece descrito en (Ruiz-Iniesta, et al., 2012) y en él se describe un sistema de recomendación híbrido basado en contenido de los objetos de aprendizaje incluidos en el sistema para aprendizaje de programación y en el conocimiento de los alumnos.

Un tanto más hacia la fecha, es el resultado propuesto por (Cárdenas-Cobos, et al., 2018), un SR personalizada de ejercicios en Scratch, lenguaje de programación visual que facilita el aprendizaje informal. Describen la utilización de un sistema compuesto por dos elementos generales: una aplicación web que le permite al estudiante interactuar con el Scratch y los ejercicios diseñados por el docente; y, en segundo lugar, un sistema de recomendación de ejercicios, donde además se puede medir el tiempo que el estudiante pasa resolviendo el ejercicio, así como evaluar el gusto y la complejidad del ejercicio activo.

Resultados del análisis. Aplicación a la plataforma

A partir de la propuesta de Vaca (2017), para la selección del mecanismo de recomendación que se propone en el desarrollo del SR de esta investigación, se define un conjunto de indicadores a tener en cuenta, relacionados con los elementos que forman parte de un SR y su estructura:

- **Usuarios:** Son los que reciben las recomendaciones y pueden tener distintas características y objetivos. El sistema debe manejar esta información que estará estructurada de una manera determinada. Los datos del usuario describen las necesidades de aprendizaje de los mismos.
- **Ítems:** es el termino general empleado para denotar lo que el SR va a recomendar al usuario, es decir, los objetos a recomendar. Un ítem, por lo general, tiene asociado características y un valor o utilidad.
- **Datos de entrada:** es la información que se introduce al sistema y que utiliza el SR para determinar las características y necesidades de aprendizaje del estudiante.
- **Estructura:** se refiere a los componentes o partes que integran el SR.
- **Complejidad de la recomendación:** define qué tanta cantidad de información se le muestra al usuario en una recomendación. Es importante velar que la recomendación no sea escueta pero que tampoco muestre demasiada información que pueda abrumar al usuario. En este caso, se mostraría un mensaje donde se recomiende un ítem o un ranking de varios de ellos.

A continuación, se muestra en la Tabla 1, la relación de los indicadores antes mencionados y su correspondencia con el dominio de esta investigación.

Tabla 1. Indicadores para la selección del mecanismo de recomendación (elaboración propia).

Indicadores	Correspondencia con la investigación
Usuarios	Estudiantes
Ítems	Ejercicios
Datos de entrada	Notas de los estudiantes en la evaluación del desarrollo de las habilidades en cada ejercicio
Estructura	- Base de datos con los ítems almacenados (base de datos de ejercicios) - Módulo para almacenar la información del usuario y determinar sus necesidades de aprendizaje - Algoritmo (mecanismo) recomendador
Complejidad de la recomendación	Se muestra una recomendación con un ranking de los ejercicios seleccionados por el SR

El autor de la presente investigación coincide con Vaca (2017) en que la utilización de un SR puede contribuir al aprendizaje guiado de los estudiantes, en este caso favorecido por la plataforma RDB-Learning. Sobre la base de los mecanismos estudiados, los indicadores antes mencionados y las características de *RDB-Learning*, se propone emplear un mecanismo basado en competencias educativas, con las modificaciones pertinentes a este contexto. La selección estuvo determinada por la posibilidad de acceder a la calificación que otorga el profesor a un estudiante una vez este concluye un ejercicio. Es decir, el sistema recibirá las evaluaciones que reciban los estudiantes en cada habilidad tratada en un ejercicio. Esta será la medida para entender si el estudiante ya venció esa habilidad y puede pasar a las siguientes.

En este sentido, se realizaron adecuaciones al proceso de crear un ejercicio en la plataforma. El profesor debe ser capaz de clasificar un ejercicio de acuerdo a las habilidades específicas que se trabajan en función del contenido y su nivel de dificultad (Baja -Media-Alta). Esta relación, es en dependencia de la cantidad y complejidad de los elementos que intervienen en el diseño de un MER (entidades y sus tipos, atributos y sus tipos y las relaciones entre todos los elementos). Las características de un ejercicio son observadas en la Figura 5.

The image shows a web form titled "Formulario" with an orange header. It contains several input fields and dropdown menus:

- Nombre del Ejercicio:** A text input field containing "Ejercicio 1". Below it is the instruction: "Escriba un nombre sugerente para el ejercicio".
- Foro asociado:** A dropdown menu with the text "Seleccione un Foro a asociar". Below it is the instruction: "Escoga el Foro a cuál estará asociado el ejercicio (estos deben ser del mismo tipo)".
- Dificultad:** A dropdown menu with "Alta" selected. Below it is the instruction: "El nivel de dificultad [alto, medio, bajo]".
- Tipo de Ejercicio:** A dropdown menu with "Diseño" selected. Below it is the instruction: "El tipo de ejercicio [implementación o diseño]".
- Contenidos:** A list of content items with checkboxes:
 - Reconocer entidades simples(hasta 5)
 - Reconocer relacion simple entre entidades
 Below the list is the instruction: "Seleccione los tipos de contenidos".

Figura 5. Parte 1 del formulario para crear un ejercicio (elaboración propia)

Como resultado de una encuesta aplicada al colectivo de profesores de la asignatura SDB I (8 profesores, de diferentes categorías científicas y docentes), se obtuvo la relación entre las habilidades a desarrollar según los contenidos abordados en un ejercicio de diseño y su dificultad (ver Tabla 2). Esta relación es usada de manera no formal en la actualidad para medir el nivel de los ejercicios propuestos para exámenes presenciales.

Es importante aclarar que, con el objetivo de sintetizar la propuesta, y de acuerdo con la extensión de este artículo, se generalizará haciendo alusión a una de las habilidades genéricas de la asignatura SDB I: Diseñar BDR o lo que se traduce como Diseño de MER. Aun así, las acciones y elementos que se definan también podrán ser aplicadas a la habilidad de Implementación. En ese sentido, las habilidades que deben clasificar los profesores en la encuesta están asociadas al Diseño de MER, de ahí que sean identificadas en la tabla con la letra D.

Los propios profesores exponen que es una vía para facilitar la calificación de los contenidos según las habilidades que se pretenden formar y los objetivos de la asignatura. Sin embargo, formalmente, no está escrito en ningún documento oficial de la asignatura y se considera un conocimiento que se va transmitiendo de generación en generación de profesores y constituye una cultura en el modo de calificar un ejercicio en el colectivo docente de la asignatura.

Tabla 2. Relación entre habilidad y dificultad contemplada en el diseño de una BDR (elaboración propia).

Habilidad		Dificultad		
		B	M	A
D1	Reconocer entidades simples (hasta 5)	x		
D2	Reconocer relación simple entre entidades	x		
D3	Reconocer cardinalidad de las relaciones	x		
D4	Reconocer atributos simples	x		
D5	Reconocer atributos llave	x		
D6	Reconocer atributos compuestos		x	
D7	Reconocer atributos multivaluados		x	
D8	Reconocer atributos derivados		x	
D9	Reconocer entidades simples (6-10)		x	
D10	Reconocer atributos de las relaciones		x	
D11	Reconocer relaciones recursivas			x
D12	Reconocer entidades débiles			x
D13	Reconocer la relación generalización/especialización (G/E)			x
D14	Reconocer el cubrimiento de la G/E			x
D15	Reconocer relación de agregación			x
D16	Reconocer relaciones ternarias			x
D17	Reconocer entidades simples (más de 10)			x

Al ser creado un ejercicio con estas características, cuando el profesor califique la respuesta, le deberá asignar una nota a cada habilidad, como se observa en la Figura 6.

En la versión inicial del sistema, solo se emitía una calificación y un criterio genérico. En la actual, se deben calificar los contenidos abordados según las habilidades presentes en el ejercicio. Se facilita así el enlace con otros ejercicios que persigan el desarrollo de habilidades de nivel similar o superior y se le garantiza al estudiante una retroalimentación más detallada de su nota. Además, la nota asignada a cada habilidad será utilizada por el SR.

The screenshot shows a web interface for grading an exercise. At the top, there is a text input field labeled 'Criterio'. Below it, a section titled 'Evaluación de habilidades' contains a table with six rows, each representing a skill from the previous table. Each row has a dropdown menu to the right of the skill name. At the bottom right of the interface, there are two buttons: a red 'CANCELAR' button and a green 'CALIFICAR' button.

Figura 6. Características adicionales al calificar un ejercicio (elaboración propia)

Funcionamiento del SR

Como se menciona con anterioridad, se propone el uso de un mecanismo basado en competencias educativas que, según Vaca (2017), se desarrolla sobre la base de los mecanismos basados en contenido y en conocimiento. Significa que el contenido serán las habilidades que trabaje el ejercicio y el conocimiento las notas del estudiante en cada una de esas habilidades.

Para evitar el problema de arranque en frío, el profesor debe diseñar un primer ejercicio a modo de diagnóstico que será resuelto de igual manera en la plataforma. Este debe ser el primero que resuelvan los estudiantes, a partir de la orientación del profesor o incluso, mediante la recomendación del propio SR. Este ejercicio será identificado como ejercicio diagnóstico por SR pues al ser creado, el profesor debe marcarlo como tal en la parte del formulario destinado para ello, como se muestra en la Figura 7.

Una vez resuelto, el profesor asignará al estudiante un nivel en correspondencia con el de los ejercicios (Bajo-B, Medio-M, Alto-A) y registrará, además, la evaluación de las habilidades. Estos serán los primeros datos que tenga en cuenta el SR para conformar el “modelo del estudiante”. Este modelo no es más que un registro calificaciones donde se almacenarán las notas de cada estudiante en cada habilidad y el nivel en el que se encuentra.

La nota de una habilidad será el promedio de todas las evaluaciones que reciba el estudiante en dicha habilidad. Al tener en cuenta esta información, el SR inferirá cuáles son las necesidades de aprendizaje del estudiante. De esta manera, el primer ejercicio diagnóstico debe tener en cuenta todas las habilidades para que el SR pueda comenzar a recomendar.

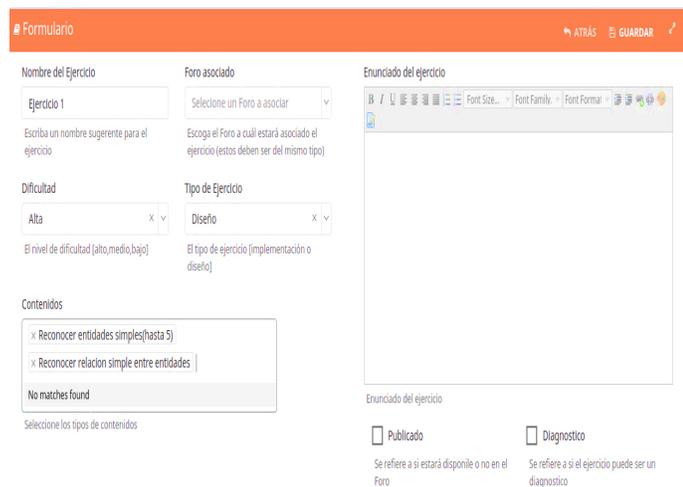


Figura 7. Parte 2 del formulario para crear un ejercicio (elaboración propia)

Vaca (2017) propone en su investigación la recomendación según métricas de calidad, y se considera que este sistema es una buena base para definir el funcionamiento del mecanismo que se necesita para este contexto. Sobre esta idea, se define y propone la recomendación según métricas de pertinencia.

Para calcular la pertinencia (P) de un ejercicio fórmula 1, se tiene en cuenta el ejercicio (E), el estudiante (S) y la cantidad de habilidades de un tema (H). A partir de estos elementos, la fórmula empleada es la suma ponderada de tres (3) términos: la amplitud (A) de un ejercicio respecto a la cantidad de habilidades, la utilidad (U) de un ejercicio para un estudiante, y un peso (N) asociado al nivel del estudiante.

Fórmula 1

$$P(E,S,H)=\alpha*A(E,H)+(1-\alpha)*U(E,S)+N(S),\alpha\in[0,1]$$

En la fórmula, α es un peso que toma valores entre 0 y 1 para ponderar la suma. Esto significa que, si α toma valores altos, dará más importancia a la amplitud del ejercicio frente a la utilidad del mismo, mientras que, con valores bajos, la utilidad será más importante. Para el funcionamiento del SR que se propone, la amplitud y la utilidad tendrán el mismo nivel de importancia lo cual significa que $\alpha = 0.5$. De esta manera, la fórmula definitiva para calcular la pertinencia sería, fórmula 2:

Fórmula 2

$$P(E,S,H)=A(E,H)+U(E,S)+N(S)$$

La amplitud $A(E,H)$ fórmula 3, se calcula al tener en cuenta la cantidad de habilidades que trabaja un ejercicio E respecto a la cantidad de habilidades H que se tienen

para el tema de la asignatura correspondiente (Diseño o Implementación). En el caso del tema Diseño de MER, fueron definidas 17 habilidades, por lo que la amplitud de un ejercicio de este tema se calcula a partir de la fórmula:

Fórmula 3

$$A(E,H) = \frac{CH}{17}$$

Donde CH es la cantidad de habilidades que trabaja el ejercicio E. El valor de A estará comprendido siempre entre 0 y 1.

Luego, $U(E,S)$ es la utilidad que tiene un ejercicio para un estudiante, la cual busca que este practique las habilidades en las que tiene más dificultades. Para ello se le asigna mayor utilidad a E si este trabaja mayor cantidad de habilidades en las que el estudiante tiene dificultad. Esta utilidad se calcula con la siguiente fórmula 4:

Fórmula 4

$$U(E,S)=1-MAN(E,S)$$

Donde $MAN(E,S)$ es la media aritmética normalizada de las notas alcanzadas por el estudiante (S) en las habilidades que trabaja el ejercicio (E). Es decir, será el promedio de notas de esas habilidades, dividido entre 5 que es el máximo valor que este puede alcanzar. De esta manera, la utilidad será siempre un valor entre 0 y 1.

Por su parte, $N(S)$, es un peso asociado al nivel en que se encuentra el estudiante (S) con respecto al nivel de complejidad del ejercicio (E) a recomendar. La intención de este peso es que entre varios ejercicios que tengan la misma amplitud y utilidad, se recomiende aquel que tenga el nivel de complejidad correspondiente o más cercano al del estudiante. Es decir, cuando el nivel de complejidad del ejercicio sea el mismo que el nivel que tiene el estudiante, el peso será el mayor, y menor mientras ambos niveles estén más distantes. Sobre esta base, se realiza la distribución de los pesos según ambos niveles tal y como se muestra en la Tabla 3.

Tabla 3. Distribución del peso N (elaboración propia)

Nivel de S	Complejidad de E	Peso N
Bajo	Baja	1
Bajo	Media	0.5
Bajo	Alta	0
Medio	Baja	0.5
Medio	Media	1
Medio	Alta	0.25

Alto	Baja	0
Alto	Media	0.5
Alto	Alta	1

Como se observa en la tabla, cuando el nivel del estudiante S es Medio, está equidistante de los otros dos niveles, en este caso, se le asigna mayor peso a la complejidad Baja pues puede suceder que un estudiante de nivel Medio tenga alguna habilidad de complejidad Baja sin aprobar, como es el caso del Estudiante B que se muestra en la Figura 9. Esto tiene como propósito que el estudiante pueda avanzar a un nivel superior teniendo pocas o ninguna habilidad suspensa en el nivel inferior.

Cabe destacar que en la plataforma existirán ejercicios disponibles de varios niveles en correspondencia con que los estudiantes no tendrán todos, el mismo nivel de asimilación; pero se recomienda al profesor que las habilidades trabajadas vayan a la par de los contenidos que reciben los estudiantes según el Plan Analítico de la asignatura.

Una vez calculada la pertinencia de todos los ejercicios, el estudiante recibirá en la recomendación un ranking con los tres (3) ejercicios con mayor valor de pertinencia.

Ejemplo del funcionamiento

Al acceder a la plataforma, la primera recomendación que recibirá el estudiante es que realice el ejercicio de diagnóstico, tal y como se explicó con anterioridad. Suponga que luego de realizar el diagnóstico, el Estudiante A es caracterizado por el profesor como de nivel Bajo y obtiene las siguientes calificaciones (Ver Figura 8):

Registro de evaluaciones por habilidades										
Datos del estudiante		Habilidades								
Nombre y Apellidos	Nivel	D1	D2	D3	D4	D5	D6			
Estudiante A	B	4	3	2	3	2	2			
D7	D8	D9	D10	D11	D12	D13	D14	D15	D16	D17
2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2

Figura 8. Muestra del modelo del estudiante A (elaboración propia)

Como se observa, el estudiante A solo aprueba las habilidades D1, D2 y D4.

Suponga, además, que se encuentran disponibles en el repositorio de ejercicios los que se relacionan en la Tabla 4:

Tabla 4. Relación de ejercicios, nivel y habilidades (elaboración propia)

Ejercicios	Nivel	Habilidades que trabaja
E1	Bajo	D2, D3, D5
E2	Bajo	D1, D2, D4, D5
E3	Bajo	D1, D3, D4, D5
E4	Medio	D3, D4, D6, D7
E5	Medio	D2, D4, D6, D7, D8, D9
E6	Alto	D3, D5, D8, D9, D12, D13, D16

Luego de realizar los cálculos correspondientes por la fórmula especificada se obtienen los resultados mostrados en la Tabla 5:

Tabla 5. Cálculo de la pertinencia de los ejercicios para el Estudiante A (elaboración propia)

Ej.	A	M	U	N	P
	A(E,H)	MAN(E,S)	U(E,S)	N(S)	P(E,S,H)
E1	0.176	0.467	0.533	1	1.709
E2	0.235	0.600	0.400	1	1.635
E3	0.235	0.550	0.450	1	1.685
E4	0.235	0.450	0.550	0.5	1.285
E5	0.353	0.467	0.533	0.5	1.386
E6	0.412	0.400	0.600	0	1.012

A- Amplitud N-Peso
M- Media P- Pertinencia
U-Utilidad

Como se observa, a partir de la pertinencia, el SR recomendará al Estudiante A los tres primeros ejercicios en el ranking (sombreados): E1, E3 y E2.

Para comparar el funcionamiento de la recomendación se utilizarán los mismos ejercicios, pero para un Estudiante B que luego del diagnóstico tiene el modelo del estudiante que se muestra en la Figura 9. Observe que el estudiante tiene mejores notas y más habilidades aprobadas, por tanto, su nivel es Medio. Luego de realizar los cálculos se obtienen los resultados que se muestran en la Tabla 6.

Registro de evaluaciones por habilidades										
Datos del estudiante		Habilidades								
Nombre y Apellidos	Nivel	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9
Estudiante B	M	2	4	5	3	3	2			
D7	D8	D9	D10	D11	D12	D13	D14	D15	D16	D17
3	3	2	2	2	2	2	2	2	2	2

Figura 9. Muestra del modelo del estudiante B (elaboración propia)

Tabla 6. Cálculo de la pertinencia de los ejercicios para el Estudiante B (elaboración propia)

Ej.	A	M	U	N	P
	A(E,H)	MAN(E,S)	U(E,S)	N(S)	P(E,S,H)
E1	0.176	0.800	0.200	0.5	0.876
E2	0.235	0.600	0.400	0.5	1.135
E3	0.235	0.650	0.350	0.5	1.085
E4	0.235	0.650	0.350	1	1.585
E5	0.353	0.567	0.433	1	1.786
E6	0.412	0.543	0.457	0.25	1.119

A- Amplitud **N-Peso**
M- Media **P- Pertinencia**
U-Utilidad

En este caso, el Estudiante B recibirá su recomendación con los ejercicios: E5, E4 y E2. Note que, aunque E2 sea de complejidad Baja y el Estudiante B tiene un nivel Medio, E2 trabaja la habilidad D1 que B tiene suspenso.

Valoración del sistema

Para valorar la posible contribución del sistema, se realiza una consulta a un conjunto de once especialistas y profesores con experiencia en el uso de la tecnología educativa y/o en la impartición de la asignatura SBD I respectivamente. La selección de los mismos estuvo determinada también por su conocimiento sobre la plataforma al haber participado en actividades similares de recolección de datos.

La Tabla 7 resume el resultado de los juicios emitidos por los encuestados, en una escala de Muy adecuado (MA), Adecuado (A), Poco adecuado (PA) y No adecuado (NA), de acuerdo a los parámetros que se muestran.

Tabla 7. Resumen de la evaluación emitida por los especialistas (elaboración propia)

Parámetro	Escala			
	MA	A	PA	NA
Utilización de un SR como opción para guiar el aprendizaje de los estudiantes en la plataforma RDB-Learning	11	0	0	0
Selección del mecanismo basado en competencias educativas como base para implementar la propuesta de solución	11	0	0	0
Clasificación de los ejercicios por sus contenidos para ser recomendados	11	0	0	0
Nivel de apoyo que brinda al profesor el uso del sistema de recomendación para la orientación automática de ejercicios	9	2	0	0
Contribución de la herramienta al aprendizaje guiado de los estudiantes	10	1	0	0
Efectividad del algoritmo de recomendación utilizado	9	2	0	0
Usabilidad del sistema	10	1	0	0

Teniendo en cuenta las evaluaciones emitidas, así como otras consideraciones expresadas por los encuestados, se comprueba que el SR implementado tiene un nivel satisfactorio de aceptación para ellos. Los aspectos evaluados, los cuales están en concordancia con el objetivo general de la investigación, fueron valorados todos entre los niveles de muy adecuado y adecuado. Además, se obtuvo un conjunto de recomendaciones y valoraciones que aportan mejoras a la propuesta de solución, en función de ampliar las funcionalidades de la misma.

CONCLUSIONES

Un mecanismo adecuado para guiar el aprendizaje en la plataforma RDB-Learning lo constituyen los SR. El análisis de los mecanismos recomendadores permite identificar el uso de un SR basado en competencias educativas como el más acorde al objetivo de la investigación.

Con el desarrollo de un SR de ejercicios para la plataforma RDB-Learning, se fortalece el apoyo de esta tecnología al proceso de enseñanza-aprendizaje de la asignatura SBD I al contribuir al desarrollo guiado de habilidades en los estudiantes durante su autopreparación.

La atención personalizada que brinda el SR de ejercicios, sobre la base del dominio de los contenidos a los estudiantes, proporciona al profesor una holgura de tiempo que le permite enfocarse en otros componentes del proceso

docente educativo y a la par que se garantiza la atención a las necesidades individuales de los educandos.

La plataforma *RDB-Learning* en su conjunto, es aplicable a cualquier entorno educativo que pretenda contribuir al proceso de enseñanza-aprendizaje desde el uso de la Web 2.0. Se garantiza así, un espacio virtual donde el estudiante es capaz de tomar decisiones sobre su autopreparación, en qué momento resolver los ejercicios llevando su propio ritmo de aprendizaje, y la selección de los mismos sobre la base de recomendaciones adecuadas a sus necesidades de aprendizaje.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aragón Barreda, Y. L. (2018). *Estrategia metodológica para el aprendizaje del Diseño de Bases de Datos Relacionales con apoyo en la Educación a Distancia*. (Tesis de Maestría). Universidad de La Habana. <https://repositorio.uci.cu/handle/123456789/7913>
- Cabralles, O. & Díaz, V. (2017). El aprendizaje autónomo en los nativos digitales. *Conhecimento & Diversidade*, 9(17), 12-32. <https://doi.org/10.18316/rcd.v9i17.3473>
- Cárdenas Fernández, O. G. (2013). *Material de apoyo para la preparación didáctica de las clases*.
- Cárdenas-Cobos, J., Novoa-Hernández, P., Trujillo-Reyes, Y. & Puris-Cáceres, A. (2018). Recomendación personalizada de ejercicios en scratch: Una estrategia para el aprendizaje de la programación en la Universidad. *Universidad, Ciencia y Tecnología*, 1(1), Article 1. <http://www.uct.unexpo.edu.ve/index.php/uct/article/view/834>
- Charnelli, M. E., Lanzarini, L. C. & Díaz, F. J. (2017). *Personalización de la educación a través de sistemas recomendadores dinámicos*. 330-333. <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/61741>
- Ciudad Ricardo, F. (2019). *Apuntes para la enseñanza de la Ingeniería y la Gestión de Software. Un cambio de paradigma educativo centrado en el proyecto de desarrollo de software*. Académica Española. https://www.researchgate.net/publication/331867886_Apuntes_para_la_ensenanza_de_la_Ingenieria_y_la_Gestion_de_Software_Un_cambio_de_paradigma_educativo_centrado_en_el_proyecto_de_desarrollo_de_software/citations
- Ghauth, K. I. & Abdullah, N. A. (2011). The Effect of Incorporating Good Learners' Ratings in e-Learning Content-based Recommender System. *Journal of Educational Technology & Society*, 14(2), 248-257.
- Ministerio de Educación Superior. (2019). *Plan de estudio «E». Carrera Ingeniería en Ciencias Informáticas*. Ministerio de Educación Superior.
- Quiroz Martínez, M. Á., Palacios Bravo, J. G., Gómez Ríos, M. D., Leyva Vázquez, M. Y., Quiroz Martínez, M. Á., Palacios Bravo, J. G., Gómez Ríos, M. D. & Leyva Vázquez, M. Y. (2020). Modelo de recomendación basado en conocimiento para el desarrollo del pensamiento del trabajo con objetos de aprendizaje. *Conrado*, 16(75), 111-116.
- Ruiz-Iniesta, A., Jiménez-Díaz, G., & Gómez-Albarrán, M. (2012). A hybrid user-centred recommendation strategy applied to repositories of learning objects. *International Journal of Web Based Communities*, 8(3), 302-321. <https://doi.org/10.1504/IJWBC.2012.048054>
- Sánchez-Molano, B. (2019). *Sistema no supervisado para la recomendación de contenidos educativos basado en un sistema híbrido*. (Tesis de Maestría). <https://reunir.unir.net/bitstream/handle/123456789/9454/S%C3%A1nchez%20Molano%2C%20Boris.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Sornoza Menéndez, E. & Moya Martínez, M. E. (2019). Problems of learning and pedagogical intervention. *International journal of social sciences and humanities*, 3(2), 105-111. <https://doi.org/doi:10.29332/ijssh.v3n2.301>
- Tapia-Repetto, G., Gutierrez, C. & Tremillo-Maldonado, O. (2019). Nuevas tecnologías en educación superior. Estudio de percepción en estudiantes acerca del uso de WhatsApp y Entornos Virtuales de Aprendizaje (Plataforma Moodle). *Odontostomatología*, 21(33), 37-43. <https://doi.org/10.22592/ode2019n33a5>
- Truong, H. M. (2016). Integrating learning styles and adaptive e-learning system: Current developments, problems and opportunities. *Computers in Human Behavior*, 55, 1185-1193. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.02.014>
- Vaca Sánchez, J. M. (2017). *Sistema de recomendación de tareas basado en competencias educativas registradas en un portfolio electrónico*. (Tesis Doctoral). Universidad de Extremadura. <http://dehesa.unex.es/handle/10662/5553>
- Valarezo Castro, J. W. & Santos Jiménez, O. C. (2019). Las tecnologías del aprendizaje y el conocimiento en la formación docente. *Conrado*, 15(68), 180-186.

- Valdiviezo, P. M. (2019). *Sistema recomendador híbrido basado en modelos probabilísticos*. Universidad Politécnica de Madrid] <http://oatd.org/oatd/record?record=oai%5C%3Aoa.upm.es%5C%3A57250>
- Viltres, H. (2014). *Procedimiento para recomendar problemas en el Juez en Línea Caribeño*. (Tesis de Maestría). Universidad de las Ciencias Informáticas.
- Wang, T. I., Tsai, K. H., Lee, M. C., & Chiu, T. K. (2007). Personalized Learning Objects Recommendation based on the Semantic-Aware Discovery and the Learner Preference Pattern. *Journal of Educational Technology & Society*, 10(3), 84-105.
- Zapata, A., Menendez, V. H., Prieto, M. E. & Romero, C. (2011). A hybrid recommender method for learning objects. *IJCA proceedings on design and evaluation of digital content for education (DEDCE)*, 1, 1-7