

Sistemas recomendadores para el desarrollo de objetos de aprendizaje para educación en ingenierías: una revisión sistemática

Recommender systems for the learning object development for engineering education: a systematic review

Valeria Iliana Bertossi

Universidad Tecnológica Nacional. Santa Fe, Argentina
vbertossi@frsf.utn.edu.ar

Lucila Romero

Universidad Nacional del Litoral. Santa Fe, Argentina
lromero@fich.unl.edu.ar

María de los Milagros Gutiérrez

Universidad Tecnológica Nacional. Santa Fe, Argentina
mgutierrez@frsf.utn.edu.ar

Resumen

Este trabajo presenta una revisión sistemática para determinar si existen sistemas recomendadores que den soporte al diseño de objetos de aprendizaje en educación superior, fundamentalmente para enseñanza de ingenierías. Se pretende conocer la granularidad recomendada, las estrategias de filtrado y técnicas de inteligencia artificial utilizadas, los métodos de evaluación aplicados, y la consideración del enfoque de competencias y lineamientos didáctico-pedagógicos para generar recomendaciones. Para ello, se recabaron 409 referencias iniciales publicadas entre 2000 y 2023 en revistas indexadas, de las cuales se preseleccionaron 8 según sus resúmenes. Luego de una lectura crítica quedaron 3, más 1 trabajo que se tenía previamente, para responder las preguntas de investigación. Una búsqueda adicional en Google Académico arrojó 29 trabajos complementarios a los estudios primarios seleccionados. Las preguntas de investigación guiaron la extracción y análisis de datos. Los resultados obtenidos revelaron la escasez de sistemas recomendadores para el desarrollo de objetos de aprendizaje. Ninguno recomienda su diseño en el nivel medio de agregación y, aunque aplican variadas técnicas de inteligencia artificial, no tienen en cuenta la formación por competencias ni consideran como requisito funcional la asistencia a docentes sin experiencia en diseño instruccional. Esto evidencia la necesidad de una mayor investigación en la temática que nos comprometemos a publicar en RED una vez concluida.

Palabras clave: sistemas recomendadores, desarrollo de objetos de aprendizaje, ingeniería, competencias, inteligencia artificial.

Abstract

This research presents a systematic review with the objective of identifying recommender systems designed to facilitate the creation of learning objects within higher education, with a particular focus on engineering education. The investigation delves into various facets including the recommended granularity level, filtering strategies, the utilization of artificial intelligence techniques, evaluation methodologies applied, pedagogical guidelines governing recommendation generation, and the integration of competency-based training considerations. To accomplish this, we extracted 409 initial references published between 2000 and 2023 from indexed journals. After a preliminary screening based on abstracts, 8

promising references were selected. After closer examination, only 3 of them proved relevant in addressing our research inquiries. Furthermore, an extended search on Google Scholar given as result 29 supplementary works that complemented the primary studies selected. Our analysis, guided by the research questions, revealed a dearth of recommender systems for learning object development. Despite the application of diverse artificial intelligence techniques, none of the identified systems recommend design at the medium level of granularity or take into account the competency-based approach. Furthermore, these systems are not helpful for educators without experience in instructional design. This finding reveals the necessity for further research that we commit to publish in RED once we finish it.

Key words: recommender systems, learning objects development, engineering, competencies, artificial intelligence.

1. Introducción

La tecnología de objetos de aprendizaje (OA), que irrumpió en la década de los '90 para brindar apoyo a los procesos de enseñanza y aprendizaje en entornos e-learning (Wiley, 2002), vino de la mano del desarrollo de sistemas recomendadores (SR) que facilitaron la búsqueda y recuperación de estos recursos desde repositorios de la Web para su reutilización en diversos contextos educativos (Recker y Wiley, 2001). Se desarrollaron estándares para la marcación de sus metadatos (Institute of Electrical and Electronics Engineers [IEEE], 2002) y especificaciones para facilitar su interoperabilidad con sistemas de gestión del aprendizaje (Advanced Distributed Learning, 2004) alentados por investigaciones que buscaron darle un soporte técnico al desarrollo de OA. Mientras que para contemplar funcionalidades didácticas surgieron especificaciones como IMS-LD (Instructional Management System [IMS], 2003), que permite modelar la estructura de una unidad de aprendizaje a través de la definición de objetivos, recursos educativos, secuencia de actividades de aprendizaje e interacción de múltiples participantes en diferentes roles. Sin embargo, IMS-LD no ofrece una guía sobre cómo armar dicha estructura porque no captura en forma digital las decisiones de diseño o el proceso intelectual que está involucrado en la elaboración de un OA (Sicilia, 2006).

Como recursos educativos que se ejecutan en una computadora, los OA requieren para su elaboración de un proceso de diseño que reúne ciertos rasgos de los procesos para desarrollar software, pero también otras características 'blandas' que provienen de la didáctica y la pedagogía. A la hora de su concepción hay que tener presente no sólo el contenido curricular a desarrollar sino también la audiencia hacia quien va dirigido, sus conocimientos previos, los objetivos didácticos pretendidos, las competencias a promover, la secuenciación de actividades y su nivel de dificultad que mejor contribuya a aprender, el método de evaluación con el cual medir el logro de los objetivos planteados, entre otras cosas. Cuando no hay un equipo de desarrollo, las competencias que debiera reunir quien se embarque en la tarea de construir un OA, como puede verse, provienen de varios campos, y quien suele asumir esta responsabilidad es sólo el docente, con la consecuente inversión de grandes cantidades de su tiempo.

En el contexto universitario, particularmente en la enseñanza de ingenierías, es habitual encontrar profesores que son profesionales expertos en sus disciplinas, con cierto dominio en herramientas tecnológicas, pero que por su propia formación técnica carecen de

experticia en didáctica y pedagogía. De gran utilidad les resultarían herramientas que los asistan en el proceso de construcción de recursos educativos mediante sistemas inteligentes y la aplicación de técnicas de inteligencia artificial (O'Neal, 2008). Y en este sentido, Bennett et al. (2015) advierten sobre la necesidad de investigaciones para desarrollar tecnologías que respalden la tarea de diseñar experiencias de aprendizaje de manera flexible y que resulten de aplicación efectiva. Como este artículo se enmarca en el contexto de un trabajo doctoral cuyo objetivo es el diseño de una arquitectura de SR que dé soporte al proceso de construcción de OA para la enseñanza de ingenierías, se hace foco sólo en este tipo de titulaciones. Aunque bien puede aplicarse, en general, a cualquier ámbito de la educación superior donde existan docentes cuyas profesiones son ajenas a las ciencias de la educación y que tampoco cuentan con una capacitación en didáctica universitaria que les facilite la tarea de desarrollar sus propios OA.

Es por ello que nos hemos planteado como principal objetivo de esta revisión bibliográfica identificar, si existen, SR que asistan a profesores en el proceso de diseño de recursos educativos que califican como OA o que se corresponden con algún nivel de agregación de la taxonomía explicada en la sección Terminología. Esta revisión servirá de punto de partida para realizar una propuesta de SR que satisfaga las necesidades que no estén cubiertas aún. Una vez finalizada la investigación, nos comprometemos a publicarla en RED.

El resto del artículo se organiza como sigue. En la sección Terminología se aclara la semántica de los términos principales utilizados en esta investigación. En la sección Trabajos relacionados se describen brevemente otras revisiones bibliográficas llevadas a cabo con respecto a SR de OA. En la sección Metodología se detallan los pasos realizados en el presente trabajo. En Resultados y discusión se presentan e interpretan los principales hallazgos y se mencionan las limitaciones del proceso de revisión. Finalmente, en la última sección presentamos nuestras conclusiones.

2. Terminología

En este apartado pretendemos delimitar los conceptos que manejaremos a lo largo de la investigación de la literatura: SR, OA y competencias.

SR

Los SR son sistemas inteligentes cuyo principal objetivo es sugerir a los usuarios el contenido que mejor se adapta a sus necesidades y preferencias (Resnick y Varian, 1997). Han proliferado últimamente en respuesta a la sobre carga de información en Internet, aliviando la tarea del usuario en la búsqueda de información, productos, etc. de su interés, tras realizar un estudio de su perfil, sus gustos e incluso de su patrón de navegación. Para hacer la selección de los elementos a recomendar al usuario, existen varios enfoques:

- Filtrado basado en contenido: el sistema recomienda al usuario ítems similares a otros que ha elegido con anterioridad (Adomavicius y Tuzhilin, 2005).

- Filtrado colaborativo: este método busca emparejar personas con intereses similares y hacer recomendaciones en base a ello. La principal motivación proviene de la idea que las personas suelen obtener mejores recomendaciones de alguien con gustos similares a los suyos (Bourkhouk, 2016). Según Herlocker (2002), la ventaja de este enfoque sobre el filtrado basado en contenido es que permite el filtrado de ítems que no son fácilmente analizables por procesos automáticos, tiene la capacidad de filtrar ítems en base a calidad o gustos, y aporta serendipia a las recomendaciones.
- Filtrado demográfico: es una extensión del filtrado colaborativo. Dos usuarios se consideran similares si pertenecen al mismo segmento demográfico, caracterizado por género, edad, código de área, nivel educativo, tipo de empleo, etc. (Adomavicius y Tuzhilin, 2005).
- Filtrado basado en caso: es una forma de recomendación basada en contenido. El enfoque consiste en resolver un nuevo problema a partir de la reutilización, dentro del nuevo contexto, de experiencias acumuladas hasta el momento en situaciones análogas. De este modo, la consulta del usuario se compara con los casos almacenados y se recuperan uno o varios casos que son adecuados para aplicar al problema actual. (Karga y Satratzemi, 2017).
- Filtrado basado en conocimiento: en este enfoque se dispone de conocimiento del dominio estructurado en una ontología. Las recomendaciones se producen en base a inferencias sobre el dominio (Adomavicius y Tuzhilin, 2005).
- Filtrado híbrido: resulta de la combinación de dos o más de las técnicas antes mencionadas.

Según Erdt et al. (2015), hay tres tipos de metodologías para evaluar SR para aprendizaje mejorado por la tecnología: experimentos fuera de línea, estudios de usuarios y pruebas en la vida real.

Los experimentos fuera de línea, también llamados evaluación dirigida por los datos, simulan el proceso de recomendación en el que se entregan ítems a un usuario y éste actúa en consecuencia (lo califica, lo etiqueta, lo usa, etc.). El SR se evalúa según lo bien que puede predecir dicha acción; para ello se realiza una validación cruzada desde el punto de vista técnico donde los datos se dividen en dos conjuntos, uno para entrenamiento del algoritmo de recomendación y otro para validar su rendimiento. Se utilizan métricas centradas en el sistema como *precision* (proporción de ítems relevantes recomendados sobre el total de ítems recomendados), *recall* (proporción de ítems relevantes recomendados sobre el total de ítems relevantes), *F-measure* (media armónica entre las dos anteriores), tasa de error y velocidad de predicción.

En segundo lugar, los estudios de usuarios apuntan a determinar en un ambiente controlado y por un breve período de tiempo cuánto influencia el SR en la experiencia y percepción del usuario. Se elige una muestra representativa de participantes para interactuar con el SR que luego son entrevistados o responden un cuestionario.

Finalmente, las pruebas en la vida real, también conocidas como evaluación en línea, observan por un largo período de tiempo a una gran comunidad de usuarios usando el SR, ya maduro, en condiciones reales con el objetivo de medir su percepción general acerca del SR. En estas dos últimas metodologías se usan métricas para medir la preferencia del

usuario por el SR, su satisfacción al interactuar con el SR, sus expectativas sobre el SR, la confianza en las recomendaciones, la novedad, diversidad y serendipia percibida sobre las recomendaciones, la utilidad percibida de las explicaciones de las recomendaciones, cuánto ayuda el SR a realizar una tarea específica o alcanzar un determinado objetivo.

OA

Una de las tantas definiciones de OA es la aportada por la IEEE (2002): “cualquier entidad, digital o no, que puede usarse, reusarse o referenciarse durante el aprendizaje soportado por tecnología”. Esta definición tan amplia no hace distinción entre un texto en formato digital, un conjunto de actividades secuenciadas con intencionalidad didáctica o una aplicación para graficar funciones; todas ellas son OA. Pero a los fines de nuestra investigación, adoptamos la propuesta por Sanz (2015), que acota la definición a:

[...] un tipo de material educativo digital, que se caracteriza, desde el punto de vista pedagógico, por orientarse a un objetivo específico de aprendizaje, y por presentar: una serie de contenidos con el fin de abordar la temática relacionada con el objetivo, actividades que permitan al alumno poner en práctica o problematizar el contenido presentado, y una autoevaluación que posibilite conocer al alumno, si ha podido comprender esos contenidos vinculados al objetivo. Desde el punto de vista tecnológico, se caracteriza por contener un conjunto de metadatos estandarizados para su búsqueda, y recuperación, y estar integrado, utilizando un modelo de empaquetamiento que respete estándares, y de esta manera, permita su diálogo con diferentes entornos tecnológicos. (p. 34)

La naturaleza dual de los OA, pedagógica y tecnológica, se refleja en la estructura de este tipo de recursos. La dimensión pedagógica es cubierta por su estructura interna (objetivo, contenido, actividades, evaluación), en tanto que la dimensión tecnológica se aborda con la estructura externa de metadatos (Chiappe Laverde, 2007). Por otra parte, una característica distintiva de los OA es la granularidad. Este concepto hace referencia a estos recursos como pequeñas unidades, que pueden acoplarse de diversas maneras (Callejas Cuervo et al., 2011). Responde a la pregunta: “¿Qué tan grande debe ser el OA?” (Wiley, 2002). Según Suárez et al. (2012), es una cualidad que puede definirse como la correspondencia entre el nivel de detalle del OA y la posibilidad de articularlo con otros OA para dar lugar a componentes más complejos. Cuanto más fina sea la granularidad mayores posibilidades de reutilización (Cuadrado-Gallego, 2015) y, por el contrario, una granularidad gruesa la dificultará. En este sentido, Gértrudix et al. (2007) mencionan una taxonomía de niveles de agregación creciente. Denominan ‘media’ al nivel inicial (conformado por una fotografía, una ilustración, un sonido de evento); siguiéndole ‘media integrado’ (compuesto de dos o más objetos del nivel inicial); ‘objeto de aprendizaje’ (que combina media y media integrado incluyendo un objetivo didáctico, actividades de aprendizaje y evaluación); ‘secuencia didáctica’ (que combina varios objetos de aprendizaje con una finalidad didáctica propia) y ‘programa de formación’ (que combina secuencias didácticas en torno a un área de conocimiento). Para Sanz (2015) en el nivel de granularidad media está el OA propiamente dicho; en tanto que combinaciones de tales OA en construcciones más complejas como lecciones, módulos o cursos responden a una granularidad gruesa.

Competencias

En los últimos años la educación superior a nivel mundial ha cambiado progresivamente su enfoque de un Modelo de Formación Tradicional a un Modelo de Formación por Competencias en aras a desarrollar en los estudiantes los conocimientos, habilidades, capacidades, actitudes y valores necesarios para el ejercicio de la profesión y la satisfacción de las demandas actuales del mercado laboral y de la sociedad en su conjunto. Esta visión ha ido plasmándose paulatinamente en la legislación de los gobiernos e implementándose en los planes de estudio de las carreras ofrecidas por la educación superior.

Según la Comisión Europea (2009) competencia es la “demostrada capacidad para utilizar conocimientos, destrezas y habilidades personales, sociales y metodológicas, en situaciones de trabajo o estudio y en el desarrollo profesional y personal”. Tobón (2008), por su parte, explicita las dimensiones de una competencia y el trasfondo ético que las sustenta. Para el autor, las competencias son:

[...] procesos complejos de desempeño con idoneidad en determinados contextos, integrando diferentes saberes (saber ser, saber hacer, saber conocer y saber convivir), para realizar actividades y/o resolver problemas con sentido de reto, motivación, flexibilidad, creatividad, comprensión y emprendimiento, dentro de una perspectiva de procesamiento metacognitivo, mejoramiento continuo y compromiso ético, con la meta de contribuir al desarrollo personal, la construcción y afianzamiento del tejido social, la búsqueda continua del desarrollo económico-empresarial sostenible, y el cuidado y protección del ambiente y de las especies vivas.

En la construcción de un OA, el profesor debe comenzar por la definición del objetivo de aprendizaje que, en el contexto de la enseñanza por competencias, denominamos resultado de aprendizaje. La diferencia estriba en que un objetivo de aprendizaje se redacta desde la perspectiva del docente declarando su intencionalidad al enseñar un contenido; en cambio, un resultado de aprendizaje se piensa desde el lado del alumno, es una “expresión de lo que una persona sabe, comprende y es capaz de hacer al culminar un proceso de aprendizaje” (Comisión Europea, 2009). Este resultado de aprendizaje debe tributar (estar alineado) a una competencia definida en el plan de estudios de la carrera en la que se imparte la asignatura.

3. Trabajos relacionados

En este apartado se sintetizan los principales enfoques y resultados de revisiones sistemáticas realizadas por otros autores en relación a SR en el ámbito educativo.

Maphosa y Maphosa (2023) evaluaron el desarrollo y evolución de SR en educación superior a través de un análisis bibliométrico de 272 trabajos publicados en Scopus desde 2007 hasta 2021. Detectaron que la mayoría de los SR educativos se centran en e-learning (sea para recomendar OA a estudiantes de acuerdo a su perfil, para ayudar a profesores a

clasificar los alumnos, o para recomendar a alumnos que ayuden a otros compañeros que están trabajando en temas similares), seguido de recomendaciones de actividades para el aula y, en tercer lugar, recomendaciones para la selección de cursos.

Joy et al. (2022) analizaron 48 artículos de revistas publicados en el período 2015-2020 referentes a estudios sobre SR para sugerir contenido en el dominio del e-learning, fundamentalmente para aprendizaje adaptativo y personalizado. Categorizaron diferentes técnicas de recomendación, los atributos de entrada para generar las recomendaciones, los algoritmos utilizados, las medidas de similitud y las métricas de evaluación empleadas en dichos estudios.

Da Silva et al. (2022) llevaron adelante una revisión de 16 trabajos sobre SR maduros en el mismo período de tiempo, encontrando que la estrategia híbrida es la más usada para producir las recomendaciones de contenido educativo y que su evaluación apuntó principalmente a la precisión de las predicciones, mientras que muy pocos estudios investigaron su impacto en el proceso de enseñanza y aprendizaje. Por ello, los autores señalan la necesidad de mayor investigación en evaluaciones multidimensionales que verifiquen la eficacia pedagógica de los SR a la vez que resaltan tres clases de limitaciones en los trabajos examinados que dificultan el arribo a conclusiones sólidas sobre ese aspecto: restricciones de reproducibilidad debido a la escasez de conjuntos de datos públicos, tamaño insuficiente del conjunto de datos, y falta de una investigación más profunda sobre los problemas típicos de los SR como el arranque en frío, el sobre ajuste y la escasez de datos.

Raj y Renumol (2022), con su estudio de 52 trabajos también publicados en 2015-2020, coinciden en que la mayoría de los SR de contenido para aprendizaje personalizado usan la estrategia de filtrado híbrida y que la evaluación de los modelos se centra en la precisión de las predicciones, siendo muy pocas las evaluaciones basadas en la satisfacción del alumno o la usabilidad. Por otra parte, observaron que para las recomendaciones se tienen en cuenta los aspectos cognitivos (estilo de aprendizaje de los estudiantes, preferencias, nivel de conocimiento) más que los aspectos no cognitivos (etiquetas sociales, confianza). También encontraron que los algoritmos de aprendizaje automático más utilizados son k-vecinos más cercanos y k-medias; y que las medidas de similitud empleadas en los trabajos son distancia euclidiana, coeficiente de *Jaccard*, similitud de coseno, similitud ontológica, coeficiente de correlación de *Pearson* y similitud basada en parámetros de aprendizaje.

Ya en 2015, Erdt et al. (2015), que focalizaron en metodologías de evaluación de SR aplicadas en 235 artículos publicados entre 2000 y 2014, habían advertido sobre la necesidad de evaluaciones más elaboradas, que se centren más en el impacto de las recomendaciones durante el aprendizaje, debido a que encontraron que cerca de la mitad de los trabajos revisados no informaron evaluación alguna y de los que sí lo hicieron, la precisión de los modelos era el efecto más medido, seguido de la satisfacción del usuario, el rendimiento del aprendizaje y el soporte de tareas, y, en menor medida, la motivación para el aprendizaje, la velocidad de predicción y las correlaciones entre las actividades del usuario y los efectos medidos en el aprendizaje.

Rahayu et al. (2022) hicieron una revisión sistemática que abarcó el período 2010-2020 sobre SR para e-learning basados en ontologías. En 28 artículos de revistas detectaron que el principal uso de las ontologías está destinado a modelar el perfil del estudiante y el dominio de los OA, y, en menor medida, al modelado de retroalimentación, de rúbricas de evaluación y de datos de contexto. Sin embargo, han encontrado falencias en aspectos técnicos, tales como la falta de adopción de una metodología de desarrollo de ontologías, así como la no aplicación de una metodología para su evaluación o la falta de uso de estándares de perfil del estudiante o de estándares de metadatos de OA. Por otro lado, señalaron que los ítems de recomendación de los SR estudiados son principalmente OA, pero le siguen caminos de aprendizaje, retroalimentación personalizada y actividades de aprendizaje personalizadas.

Balaji et al. (2021) se centraron en sistemas para predecir el rendimiento académico de los estudiantes al final de un curso y para recomendarles cursos en base a sus resultados académicos previos y a otras características conductuales. El estudio abarcó 56 trabajos publicados entre 2011 y 2020, e hizo foco en los algoritmos de aprendizaje automático implementados y en las características utilizadas para efectuar las predicciones; concluyendo que los algoritmos más utilizados son método de conjunto, seguido de redes neuronales y árboles de decisión; y que las características empleadas son de tres tipos, demográficas, académicas y conductuales, teniendo las primeras poco impacto en el rendimiento académico en el modo de estudio en línea mientras que los tres tipos contribuyen en igual medida a la predicción de la performance del estudiante en el modo de estudio fuera de línea.

En general, los estudios previamente citados se han limitado a SR que filtran contenido educativo (con diferentes grados de granularidad) publicado en repositorios de la Web para potenciar desde la tecnología tanto la enseñanza como el aprendizaje en una clara respuesta a lo que Sicilia (2016) planteara como uno de los objetivos del paradigma de OA: la reusabilidad. En esta oportunidad, nos interesa conocer si existen, además, sistemas inteligentes que auxilien a docentes y/o desarrolladores en el proceso de diseño y construcción de un OA teniendo en cuenta pautas de calidad técnica y pedagógica. Con nuestra revisión sistemática pretendemos abordar esta carencia detectada en los trabajos relacionados.

4. Metodología

El presente trabajo de investigación bibliográfica siguió los lineamientos de la metodología propuesta por Kitchenham y Charters (2007), que se compone de tres fases: i) Diseño del protocolo de revisión; ii) Ejecución de la revisión; y iii) Documentación de la revisión. En la fase i) se siguieron los siguientes pasos: 1) determinación de las preguntas de investigación; y 2) definición de los criterios de inclusión/exclusión. La fase ii) se compone de: 3) identificación de investigaciones relevantes; 4) selección de estudios primarios; 5) extracción de datos; y 6) síntesis de datos. Finalmente, durante la fase iii) tuvo lugar el paso: 7) redacción del artículo de revisión. En la figura 1 se sintetiza este proceso y se presentan los productos obtenidos en cada paso.

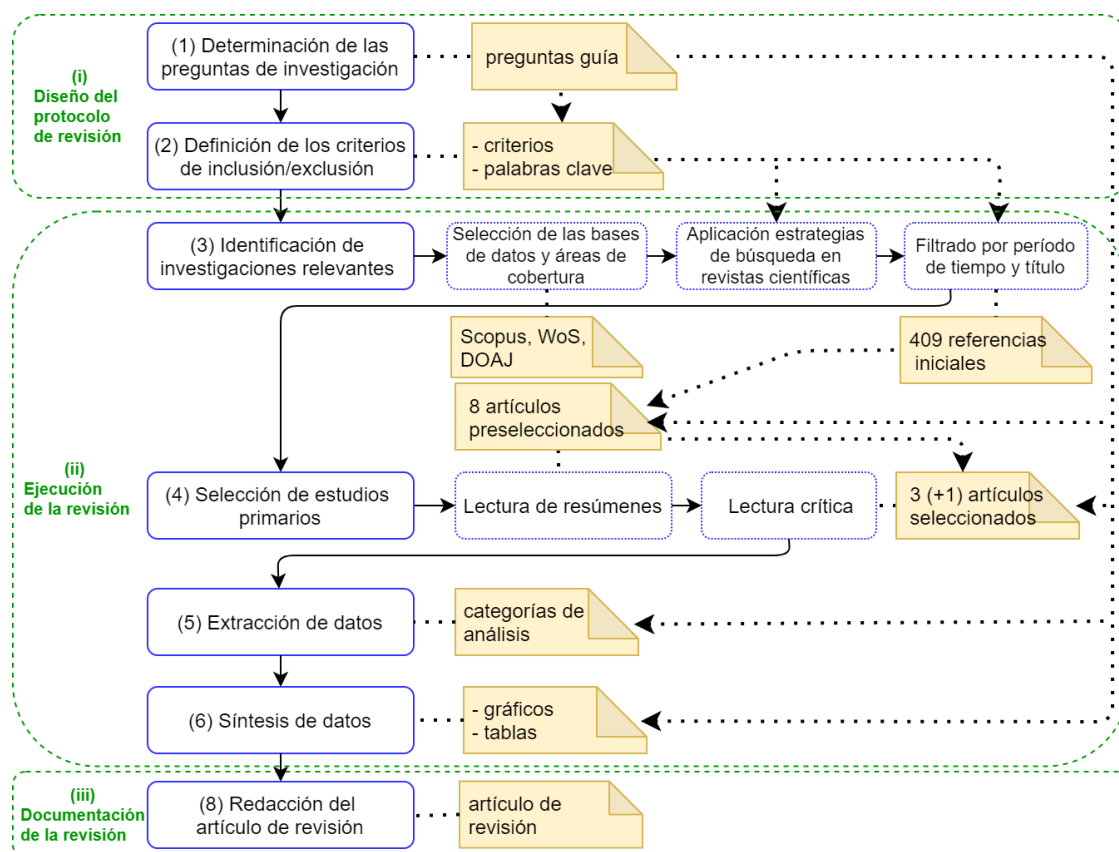


Figura 1. Metodología de revisión bibliográfica.

4.1 Determinación de las preguntas de investigación

En el primer paso del proceso de revisión se estableció como propósito dar respuesta a las siguientes preguntas de investigación:

P1: ¿Qué SR existen para asistir a desarrolladores y/o docentes en la generación de OA?

P1.1: ¿Están diseñados para profesores de ingenierías?

P1.2: ¿En qué niveles de granularidad se recomienda el desarrollo de OA?

P2: ¿Se aplica alguna metodología de desarrollo de OA?

P2.1: ¿Se contempla algún modelo de calidad de OA?

P3: ¿Qué estrategias de filtrado de información utilizan?

P4: ¿Qué técnicas de inteligencia artificial utilizan?

P5: Las recomendaciones, ¿tienen en cuenta el aprendizaje basado en competencias?

P6: Las recomendaciones, ¿qué principios didáctico-pedagógicos utilizan?

P6.1: ¿Se sustentan en alguna teoría pedagógica?

P6.2: ¿Tienen en cuenta estilos de aprendizaje?

P7: ¿Está evaluado el SR en cuanto a la calidad de las recomendaciones? ¿Qué metodología de evaluación se aplica?

4.2 Definición de los criterios de inclusión/exclusión

En este segundo paso se definieron los criterios de inclusión y exclusión como se describe a continuación.

Criterios de inclusión:

- El tema central de recomendación es el diseño de OA.
- Con el objeto de asegurar la calidad de las referencias, los documentos deben ser artículos de investigación publicados en revistas científicas con rigurosos procesos de evaluación ciega por pares.
- Para garantizar la actualidad de los datos, serán válidos los artículos publicados entre enero de 2000 y febrero de 2023.
- Los artículos pueden estar publicados en inglés, español o portugués.
- Los documentos válidos deben responder a las palabras clave: ‘sistema recomendador’, ‘aprendizaje’, ‘objeto de aprendizaje’; o expresiones sinónimas tales como: ‘sistema de recomendación’, ‘educación’, ‘recurso de aprendizaje’, ‘material de aprendizaje’, ‘contenido de aprendizaje’, ‘objeto educativo’, ‘recurso educativo’, ‘material educativo’, ‘contenido educativo’.

Criterios de exclusión:

- SR que no estén relacionados a OA para nivel universitario deben excluirse.
- Actas de congresos, libros, capítulos de libros, notas, editoriales y literatura gris no deben considerarse.

4.3 Identificación de investigaciones relevantes

La búsqueda bibliográfica, restringida al período comprendido entre enero de 2000 y febrero de 2023, se realizó en febrero y marzo de 2023 en revistas indexadas en tres bases de datos de reconocido prestigio: en Scopus, dentro de las áreas ‘Inteligencia Artificial’, ‘Aplicaciones de las Ciencias de la computación’, ‘Ciencias de la computación (miscelánea)’ e ‘Interacción persona-computadora’; en Web of Science, dentro del área ‘Ingeniería, Computación y Tecnología’; y en DOAJ, dentro del área ‘Tecnología’.

Para recuperar las referencias primarias se utilizaron los servicios de búsqueda de: ScienceDirect, ACM Digital Library, IEEE xplora, Springer Link, Taylor & Francis online, Wiley Online Library, SAGE journals, IOP Science, Hindawi, MDPI, J-STAGE, MIT Press Direct, World Scientific, Hindawi, Emerald Insight, de Gruyter, IOS Press, Frontiers, Tech Science Press, Oxford Academic, Cambridge University Press, Informa PubOfLine, IGI Global, Scielo, Global Science Press, American Institute of Mathematical Sciences, ASME Digital Collection, ASCE Library, DOAJ y Google Académico.

Las estrategias de búsqueda utilizadas se listan en la tabla 1. Si la estrategia N°1 arrojaba más de 10 resultados se refinaba la búsqueda con las estrategias N°2 y N°3. Para algunos motores de búsqueda, fue necesario ajustar estas estrategias con la finalidad de respetar la sintaxis que manejan.

Tabla 1.
Estrategias de búsqueda.

| Nº | Alcance | | |
|----|-----------------------|--|--|
| | Resumen | Título del documento | Palabras clave |
| 1 | learning OR education | recommender system OR recommendation system | |
| 2 | | (recommender system OR recommendation system) AND (learning objects OR learning resources OR learning materials OR learning content OR educational objects OR educational resources OR educational materials OR educational content) | |
| 3 | | recommender system OR recommendation system | learning objects OR learning resources OR learning materials OR learning content OR educational objects OR educational resources OR educational materials OR educational content |

De la lista arrojada por cada buscador y, filtrada por el período de tiempo estipulado en los criterios de inclusión, se leyeron los títulos de cada referencia. En caso de estar relacionado con el tema de revisión, tal referencia era seleccionada, y, como resultado, se obtuvieron 409 referencias iniciales. Los documentos correspondientes a estas últimas fueron descargados en la carpeta *Sistemas Recomendadores* del sistema de archivos de la computadora bajo el nombre *[añoPublicación apellidoPrimerAutor]*. En este punto se realizó también el control de duplicados de modo que, si el nombre de archivo a descargar se encontrara ya en la carpeta *Sistemas Recomendadores*, con una simple verificación de su contenido se determine si debiera ser descargado anexándole al final del nombre de archivo un número consecutivo que lo diferencie de su homónimo.

4.4 Selección de estudios primarios

Una vez terminada la búsqueda inicial, se leyeron los resúmenes de todos los artículos filtrados para llevar a cabo la preselección de aquéllos que fueran potencialmente relevantes al propósito de revisión. En caso de persistir dudas sobre su relevancia, tal como lo recomienda Brereton et al. (2007), se procedió a la lectura de la conclusión. Los documentos que posiblemente responderían las preguntas de investigación se pasaron a la carpeta *Sistemas Recomendadores/Preseleccionados* obteniéndose 8 artículos preseleccionados. Los artículos desestimados trataban sobre SR que auxiliaban al usuario en la búsqueda de OA, no en su desarrollo.

Como segunda tarea, se procedió a la lectura en profundidad, y se determinó que 3 artículos eran pertinentes para dar respuesta a, al menos, una pregunta de investigación. A esta cantidad de artículos seleccionados se le debe sumar uno, (Prieto et al., 2008), con el que ya se contaba de antemano. Los archivos de todos estos documentos fueron copiados a la carpeta *Sistemas Recomendadores/Seleccionados*. Durante el desarrollo de

esta actividad se extrajeron las ideas principales vinculadas a las preguntas de investigación y, en vistas a profundizar el análisis, se utilizaron las referencias bibliográficas relevantes de cada estudio primario, los nombres de los SR propuestos y de los autores como palabras clave para buscar a través de Google Académico más referencias vinculadas a su investigación, de modo que se accedieron a aquellas que resultaban de interés para ampliar el estudio primario, obteniéndose 29 artículos complementarios.

4.5 Extracción de datos

A partir de las ideas centrales identificadas en el paso anterior y tomando como guía las preguntas de investigación se establecieron las categorías de análisis para la extracción de datos (tabla 2). En la tabla 3 se listan los valores posibles para los datos hallados dentro de cada categoría. Cabe aclarar que el conjunto de valores que en primer lugar se pensó para los datos de la categoría *Técnica de inteligencia artificial* se ha ido completando con nuevos valores que se fueron encontrando en el proceso de extracción y que no habían sido contemplados inicialmente.

Tabla 2.
Categorías de análisis identificadas.

| Pregunta guía | Categorías de análisis | Descripción |
|---------------|------------------------------------|---|
| P1 | P1.1 Área de aplicación | Indicar si el SR es específico para crear OA para enseñanza de ingenierías o es genérico para cualquier titulación de educación superior. |
| | P1.2 Granularidad | Indicar el nivel de granularidad del OA construido. |
| P2 | Metodología de desarrollo de OA | Indicar nombre de la metodología de desarrollo de OA aplicada y detallar sus fases/etapas/actividades. |
| | P2.1 Modelo de calidad de OA | Indicar nombre del modelo de calidad de OA, identificar los aspectos de calidad considerados e indicadores para mensurarlos. |
| P3 | Estrategia de filtrado | Indicar el tipo de estrategia de filtrado de información empleada por el SR. |
| P4 | Técnica de inteligencia artificial | Indicar cada técnica, algoritmo o recurso de inteligencia artificial utilizado en el SR. |
| P5 | Competencias | Indicar si las recomendaciones de diseño tienen en cuenta el enfoque de enseñanza por competencias. |
| P6 | P6.1 Teoría de aprendizaje | Indicar la teoría de aprendizaje subyacente a las recomendaciones generadas. |
| | P6.2 Estilos de aprendizaje | Indicar el modelo de estilos de aprendizaje tenido en cuenta por el SR. |
| P7 | Metodología de evaluación del SR | Indicar el método que se aplicó para evaluar la calidad de las recomendaciones y el SR en general. |

Tabla 3.
Valores de datos para cada categoría de análisis.

| Pregunta guía | Categorías de análisis | Valores posibles |
|---------------|------------------------------------|---|
| P1 | P1.1 Área de aplicación | Educación Superior en general (ES) / Educación en Ingenierías en particular (EI) |
| | P1.2 Granularidad | Fina (F) / Media (M) / Gruesa (G) |
| P2 | Metodología de desarrollo de OA | [nombre de la metodología] |
| | P2.1 Modelo de calidad de OA | [nombre del modelo de calidad] |
| P3 | Estrategia de filtrado | Filtrado basado en contenido (F1) / Filtrado colaborativo (F2) / Filtrado basado en conocimiento (F3) / Filtrado basado en caso (F4) / Filtrado demográfico (F5) / Filtrado híbrido (F6) |
| P4 | Técnica de inteligencia artificial | árboles de decisión (T1) / redes neuronales (T2) / ontologías (T3) / algoritmo <i>Naïve Bayes</i> (T4) / algoritmo k-vecinos más cercanos (T5) / algoritmo k-medias (T6) / lógica difusa (T7) / procesamiento de lenguaje natural (T8) / algoritmo de agrupamiento por propagación de afinidad (T9) / algoritmo <i>Damerau-Levenshtein</i> (T10) / algoritmo <i>A priori</i> para extracción de reglas de asociación (T11) / algoritmo <i>Predictive a priori</i> para extracción de reglas de asociación (T12) / algoritmo de agrupamiento esperanza-maximización (T13) / agentes inteligentes (T14) / cadena de <i>Markov</i> (T15) / similitud del coseno (T16) / coeficiente de correlación de <i>Pearson</i> (T17) / estrategia de exploración-explotación de <i>Boltzmann</i> (T18) / algoritmo <i>Q-learning</i> de aprendizaje por refuerzo (T19) |
| P5 | Competencias | Sí (S) / No (N) |
| P6 | P6.1 Teoría de aprendizaje | Conductismo (A1) / Cognitivismo (A2) / Constructivismo (A3) / Constructivismo social (A4) / Conectivismo (A5) |
| | P6.2 Estilos de aprendizaje | Felder y Silverman (1988) (E1) / VARK (E2) (Fleming y Mills, 1992) / Honey y Mumford (E3) (Honey y Mumford, 1982) / Myers y Briggs (1995) (E4) / Kolb (1984) (E5) |
| P7 | Metodología de evaluación del SR | Fuera de línea (M1) / Centrada en el usuario (M2) / En línea en el mundo real (M3) |

Dada la escasa cantidad de artículos objeto de revisión (4 estudios primarios y 29 complementarios), se asignó una persona a la tarea de extracción y otra a la de verificación, quien confirmó que los datos extraídos fueran correctos. La primera tarea fue realizada por la becaria doctoral de la presente investigación y la segunda por su directora. Ambas, junto a la autora restante de este artículo, diseñaron e implementaron en una planilla electrónica el formulario de extracción de datos. Su refinamiento se realizó a partir de una prueba piloto con 4 artículos tomados al azar. En la figura 1 puede apreciarse la versión final resultante: en la cabecera se identifica el nombre del artículo revisado, autores, nombre de la fuente, fecha de publicación, estudio primario relacionado y nombre del SR; mientras que para registrar los datos recabados se destinaron 2 columnas, una para los datos propiamente dichos y otra para asentar cualquier observación que se estime de interés para la actividad ulterior de análisis.

En el proceso de verificación se extrajeron datos de una nueva muestra aleatoria de 4 artículos empleando el mismo tipo de formulario (se consideró que muestrear poco más del 10% de trabajos sería suficiente para la eficacia de la verificación). Luego se compararon los resultados obtenidos en ambos procesos (extracción y verificación) y se marcaron errores o discrepancias. Las diferencias se zanjaron por consenso y si alguna hubo persistido se recurrió al arbitraje de la tercera autora de este artículo.

| Título del artículo: | | |
|------------------------------------|---------------|---------------|
| Autores: | | |
| Fuente (revista/congreso): | | Fecha: |
| Estudio primario: | | |
| Nombre del SR: | | |
| Categoría de análisis | Dato extraído | Observaciones |
| Área de aplicación | | |
| Granularidad | | |
| Metodología de desarrollo de OA | | |
| Modelo de calidad de OA | | |
| Estrategia de filtrado | | |
| Técnica de inteligencia artificial | | |
| Competencias | | |
| Teorías de aprendizaje | | |
| Modelo de estilos de aprendizaje | | |
| Metodología de evaluación del SR | | |

Figura 1. Formulario de extracción de datos.

4.6 Síntesis de datos

En orden a facilitar la interpretación de los resultados se realizó un análisis descriptivo de los datos sintetizándolos en tablas bajo la guía de las preguntas de investigación y las categorías de análisis identificadas en el paso anterior.

4.7 Redacción del artículo de revisión

Se procedió a la redacción del presente artículo respetando los criterios de formato para su publicación. En el mismo está plasmada la metodología de revisión empleada, los hallazgos realizados, así como su interpretación, implicaciones y relevancia en e-learning. También, se explicitan las limitaciones del proceso de revisión llevado a cabo y se mencionan las posibles lagunas encontradas como terreno fértil para futuras investigaciones.

5. Resultados y discusión

Los 4 estudios primarios se listan en la tabla 4. Dado que algunos autores han socializado su trabajo a través de varios artículos, en la tabla 5 se explicita la correspondencia entre el estudio primario y los trabajos complementarios encontrados en la literatura.

Tabla 4.
Trabajos seleccionados.

| Artículo | Tema |
|---------------------------|---|
| Brik y Touahria (2020) | SR para creación de OA cuyo contenido es un documento. Las recomendaciones se limitan al etiquetado de algunos metadatos y a proponerle el OA en desarrollo a usuarios similares al autor para que le den una calificación. |
| Karga y Satratzemi (2018) | SR para creación de diseños de aprendizaje, entendidos éstos como un diseño genérico para una secuencia de actividades, recursos y apoyos centrados en el alumno. Se recomiendan, en forma de plantillas, diseños de aprendizaje preexistentes que mejor se adecuan a un contexto de aplicación particular. |
| Prieto et al. (2008) | SR para creación de OA básicos y de secuencias didácticas. Para la generación de OA de granularidad fina, las recomendaciones se limitan al etiquetado de sus metadatos. Para la composición de OA en secuencias didácticas se recomiendan OA preexistentes y la estrategia instruccional de secuenciación. |
| Iglesias et al. (2008) | SR que crea caminos de aprendizaje para un curso completo mediante el uso de agentes inteligentes y aprendizaje por refuerzo. |

Tabla 5.
Artículos complementarios.

| Estudio primario | Artículos complementarios |
|---------------------------|---|
| Brik y Touahria (2020) | No se encontraron trabajos relacionados. |
| Karga y Satratzemi (2018) | Karga y Satratzemi (2014, 2019a, 2019b). |
| Prieto et al. (2008) | Ferreira-Satler et al. (2010a, 2010b, 2012); Menéndez et al. (2010, 2011); Menéndez y Prieto (2009); Prieto et al. (2010); Romero et al. (2011); Segura et al. (2009); Vidal et al. (2009); Vidal y Ferreira-Satler (2010); Vidal y Prieto (2009); Zapata et al. (2009a, 2009b, 2009c, 2011, 2012, 2013, 2015). |
| Iglesias et al. (2008) | Iglesias et al. (2002, 2003a, 2003b, 2003c, 2004, 2006, 2009). |

La tabla 6 consolida los siguientes datos extraídos de los artículos revisados (los valores correspondientes están codificados en la tabla 3):

- Autores del estudio primario.
- Área de aplicación del SR, si está destinado a docentes de educación superior en general o si está específicamente diseñado para docentes de Ingeniería.
- Granularidad del OA a desarrollar.
- Estrategia de filtrado de información identificada.
- Técnicas de inteligencia artificial empleadas.
- Si las recomendaciones tienen en cuenta las competencias.

- Nombre de la metodología de desarrollo de OA utilizada.
- Nombre del modelo de calidad de OA aplicado.
- Teoría de aprendizaje subyacente
- Modelo de estilos de aprendizaje considerado.
- Metodología de evaluación aplicada al SR propuesto.

Tabla 6.
Datos de los artículos revisados.

| Autores | Área de aplicación | Granularidad | Metodología de desarrollo de OA | Modelo de calidad de OA | Estrategia de filtrado | Técnicas de Inteligencia Artificial | Competencias | Teoría de aprendizaje | Estilos de aprendizaje | Metodología de evaluación del SR |
|---------------------------|--------------------|--------------|---------------------------------|-------------------------|------------------------|--|--------------|-----------------------|------------------------|----------------------------------|
| Brik y Touahria (2020) | ES | F | NI* | NI* | F6 | T3 T4 T5 T8 T16 T17 | N | NI* | NI* | M1 |
| Karga y Satratzemi (2018) | ES | G | NI* | NI* | F6 | T9 T10 | N | NI* | NI* | M2 |
| Prieto et al. (2008) | ES | F G | NI* | MECOA** | F1 F3 F6 | T1 T3 T5 T6 T7 T8 T13 T11 T12 | N | A1 A2 A3 | E1 | M1 M2 |
| Iglesias et al. (2008) | ES | G | Prueba y error | NI* | Ninguna | T14 T15 T18 T19 | N | NI* | NI* | M1 M2 |

*NI: No informado

**MECOA: Modelo para la Evaluación de Calidad de Objetos de Aprendizaje (Zapata et al., 2009c).

5.1 Interpretación de los resultados

Esta subsección aborda nuestras preguntas de investigación específicas. Pero antes de ello, consideramos oportuno hacer una somera descripción de cada uno de los trabajos sometidos a revisión.

Brik y Touahria (2020) proponen un SR que ayuda a los usuarios a crear nuevos OA proveyendo un entorno colaborativo en el cual otros usuarios interesados pueden participar en la evaluación del contenido. Las recomendaciones se focalizan en completar algunos metadatos de la estructura externa de un OA y en sugerir, a través de filtrado híbrido usuarios que estén calificados para evaluar el OA en desarrollo. Además, mencionan como OA únicamente a un documento, que, según nuestras consideraciones, responde a la granularidad más fina. Dentro de las técnicas de inteligencia artificial emplean una ontología para modelar el perfil del usuario (profesor), procesamiento de lenguaje natural para determinar OA similares y un algoritmo de clasificación para encontrar usuarios similares al autor del OA con la intención de aprovechar su experiencia para que le den una puntuación al OA en construcción. Mediante un algoritmo bayesiano determinan la probabilidad de que sea adecuada o no para visualizar el OA la configuración de hardware de cada usuario. Los autores han realizado validaciones

iniciales fuera de línea para evaluar la calidad de las recomendaciones mediante métricas centradas en el sistema.

Un diseño de aprendizaje, tal como lo proponen Karga y Satratzemi (2018), es una agregación de OA en una determinada secuencia (granularidad gruesa). Las recomendaciones están orientadas a asistir a los docentes a encontrar diseños de aprendizaje existentes que mejor se ajusten a sus necesidades y así rediseñarlos; pero no contribuyen a conformar la estructura lógica y psicológica de un OA en el nivel medio de agregación. La estructura lógica, según Zapata (2005) se refiere a la estructura formal interna de un conjunto de conocimientos que propicia tanto su retención y comprensión como la continuidad del programa formativo, pero que por sí sola no garantiza el aprendizaje de los alumnos; es necesario también tomar en consideración la estructura psicológica del contenido, que es aquella que conviene dar a ese conjunto de nuevos conocimientos para que los alumnos puedan ensamblarlo de manera significativa en su estructura cognitiva previa. Los diseños de aprendizaje de Karga y Satratzemi (2018) se proponen en forma de plantillas de secuenciación de actividades (estudiar determinado contenido, contestar una serie de preguntas, pasar a otro contenido, etc.) para que el docente las refine y complete según las necesidades de su contexto particular liberándolo de hacer todo desde cero (Karga y Satratzemi, 2014). El SR, denominado Mentor, está integrado en un sistema colaborativo de gestión de actividades de aprendizaje e implementa una estrategia de recomendación híbrida combinando filtrado colaborativo y basado en caso (que es una variante del filtrado basado en contenido); e incorpora un sistema de etiquetado social a través del cual los profesores de la comunidad de usuarios etiquetan los diseños de aprendizaje almacenados con palabras clave de un vocabulario controlado que caracterizan la estrategia pedagógica que aplican, el nivel educativo al que están destinados y el tiempo que le demandará al alumno. Mediante un algoritmo de clusterización agrupan diseños de aprendizaje similares y recomiendan aquéllos que satisfacen la mayor parte de las preferencias de los usuarios y los que tienen las valoraciones más altas por parte de la comunidad docente, junto a una explicación sobre la razonabilidad de la recomendación y un esquema de calificación de 5 estrellas para valorar el diseño de aprendizaje recomendado (Karga y Satratzemi, 2019b). Para validar el SR llevaron adelante una evaluación centrada en el usuario (Karga y Satratzemi, 2019a, 2019b).

El trabajo de Prieto et al. (2008) ha sido complementado por una prolífica producción científica que abarca el período 2008-2015 en la que se han detallado diversos componentes de un SR para la generación y composición de OA, el cual se implementó en una plataforma de gestión de OA denominada AGORA (Ayuda para la Gestión de Objetos Reutilizables de Aprendizaje). Lo que los autores denominan ‘generación’ de un OA (Menéndez et al, 2010) no es más que la creación de OA básicos (granularidad fina) a través de la recomendación del etiquetado de metadatos para crear la estructura externa de un recurso simple (en formato de texto, imagen o video) y que ya existe en Internet o en la computadora del usuario. No hay una asistencia para generar la estructura interna del OA en cuestión, es decir, su contenido, resultado de aprendizaje, actividades y evaluación. La estructura de un OA considerada por estos autores consiste sólo en dos componentes: contenido (elementos multimedia o bien otros OA) y metadatos (Vidal y Prieto, 2009; Zapata et al., 2009). Otro tipo de recomendación se genera para la

‘composición’ de OA (Menéndez et al, 2010). Este proceso consiste en el ensamblaje de varios OA en una secuencia didáctica (granularidad gruesa). En este caso, el sistema recomienda OA existentes, ya almacenados en algún repositorio, que satisfagan los objetivos de aprendizaje planteados por el profesor y de acuerdo a su perfil; y sugiere los metadatos del nuevo OA en función de los metadatos de los recursos reutilizados en su construcción y de aquéllos que pueden ser inferidos a partir del análisis del contenido o el contexto. Como soporte al SR, los autores modelaron a través de una ontología el conocimiento relacionado con la secuenciación de OA y el diseño recursos (Vidal y Prieto, 2009; Vidal y Ferreira-Satler, 2010); e implementaron una ontología difusa, que se genera de forma automática aplicando procesamiento de lenguaje natural para representar perfiles de usuarios que consideren sus temas de interés y preferencias de trabajo a partir de palabras relevantes extraídas de sus documentos (Ferreira-Satler et al., 2010a, 2010b). También hay un trabajo inicial para la generación de reglas de asociación sobre los OA mediante minería de datos a partir de tres fuentes: los metadatos de los OA, las evaluaciones de calidad pedagógica de los OA y los perfiles de usuario (Segura et al., 2009; Zapata et al., 2009a, 2009b; Prieto et al., 2010). Dichas reglas sirven a los propósitos de recomendación. Si bien los autores no especifican la estrategia de filtrado para las recomendaciones de etiquetado de metadatos, de la lectura de Menéndez y Prieto (2009) y Menéndez et al. (2011) se infiere que usan filtrado basado en contenido. En el caso del filtrado para la recomendación de OA que serán combinados usan la estrategia híbrida que mixtura el filtrado basado en contenido, colaborativo y demográfico (Zapata et al., 2011, 2012); y para la secuenciación de dichos OA, filtrado basado en conocimiento (Vidal et al., 2009; Vidal y Prieto, 2009). El módulo del SR destinado a la generación de OA ha sido validada mediante una evaluación centrada en el usuario (Menéndez et al., 2011). En cambio, el módulo que recomienda OA para su ensamblaje ha sido validado tanto con una evaluación fuera de línea centrada en métricas del sistema (Romero et al., 2011; Ferreira-Satler et al., 2012; Zapata et al., 2011, 2013, 2015) como con otra centrada en el usuario (Zapata et al., 2011, 2013).

Iglesias et al. (2008) utilizan aprendizaje por refuerzo en un modelo de agentes para proponer caminos de aprendizaje para un curso completo (granularidad gruesa) en un SR denominado RLATES (del inglés Reinforcement Learning in Adaptive and intelligent Educational System). Estos caminos consisten en la secuenciación automática en tiempo real de diferentes tareas (introducciones, definiciones, ejemplos, ejercicios, problemas, cuestionarios) que mejor se adecue a las necesidades del estudiante en cada momento mientras interactúa con el sistema y en base a lo que fue útil en experiencias previas a otros estudiantes con características de aprendizaje similares. El SR también adapta la apariencia y navegación del contenido a las preferencias del estudiante (Iglesias et al., 2003a). El camino de aprendizaje generado no se trata de un OA en el sentido estricto, ya que le falta la estructura externa de metadatos, ni tampoco el SR da soporte al docente durante el proceso de desarrollo del OA. Los elementos mencionados (contenidos, actividades, evaluaciones) y sus relaciones están ya almacenados en una base de conocimiento y fueron definidos por una persona experta; no hay ningún componente del sistema que auxilie al docente en su elaboración. El algoritmo de aprendizaje por refuerzo utilizado es *Q-learning* (Iglesias et al., 2002) adaptado para el dominio de sistemas educativos (Iglesias et al., 2003b, 2003c). Para inicializar este algoritmo se ha modelado el comportamiento de los estudiantes mediante un proceso de decisión de *Markov* en base

a conocimiento experto, y para encontrar la mejor estrategia pedagógica a utilizar con cada grupo de estudiantes se eligió la estrategia de exploración-explotación de *Boltzmann*. En cuanto a la validación del sistema, los autores han realizado diferentes experimentos fuera de línea con estudiantes simulados (Iglesias et al., 2003b, 2003c, 2004, 2006, 2008) y un estudio piloto con estudiantes reales (Iglesias et al., 2009).

P1: ¿Qué SR existen para asistir a desarrolladores y/o docentes en la generación de OA?

En la tabla 4 se resume la respuesta a esta pregunta, sólo 4 trabajos proponen SR para crear un nuevo OA. Además, como P1 incluye la subpregunta *P1.1: ¿Están diseñados para profesores de ingenierías?*, en la columna *Área de aplicación* de la tabla 6 se indica que todos están pensados para asistir a profesores de educación superior en general, no de ingenierías en particular. Aunque el de Karga y Satratzemi (2018) también es aplicable a otros niveles educativos (Karga y Satratzemi, 2019a, 2019b).

Como respuesta a la subpregunta *P1.2: ¿En qué niveles de granularidad se recomienda el desarrollo de OA?*, en la columna *Granularidad* de la tabla 6 se puede advertir que 1 de ellos produce recomendaciones para generar OA sólo de granularidad fina (documento, imagen, audio); 2 para generar OA sólo de granularidad gruesa (secuencia didáctica, curso, programa de formación); y 1 SR permite generar OA tanto de granularidad fina como gruesa.

En general, no proponen un SR para desarrollar OA desde cero según la definición que se ha adoptado en el nivel medio de agregación, aquél que tiene una estructura interna – compuesta de resultado de aprendizaje, contenido atómico, actividades y evaluación – y una estructura externa conformada por metadatos.

En el caso de Brik y Touahria (2020) y Prieto et al. (2008), sólo agregan la estructura externa a un documento (granularidad fina) ya existente elaborado por un profesor. Mientras que los OA de granularidad gruesa que se construyen en Karga y Satratzemi (2018), Prieto et al. (2008) e Iglesias et al. (2008) se generan a partir de la secuenciación de otros OA existentes. No se encontró evidencia de que los SR den recomendaciones al docente para respetar la significatividad lógica y psicológica del OA. Por ejemplo, que, en base al nivel del dominio cognitivo al que pertenece el resultado de aprendizaje haya una alineación adecuada con el tipo de actividades de aprendizaje propuestas y el instrumento de evaluación utilizado. Es decir, no sería deseable que si un resultado de aprendizaje involucra actividades complejas del pensamiento se utilice un instrumento de evaluación del tipo verdadero/falso o múltiple opción; lo más apropiado sería, por ejemplo, un ensayo o preguntas abiertas. Este tipo de controles para que el SR haga sus recomendaciones no están detallados en los trabajos estudiados. Este aspecto no es menor si tomamos en cuenta que la planta docente en carreras de ingeniería está conformada en buena parte por ingenieros que carecen de formación didáctica y un conjunto de buenas recomendaciones que los guíen a la hora de diseñar OA les aliviaría la tarea no sólo en el ahorro de tiempo sino en la obtención de un producto de calidad que sea útil para el aprendizaje.

Si bien Prieto et al. (2008) aluden a una ontología pedagógica, que sería el soporte para recomendar la estrategia de diseño instruccional que guiará la secuenciación de OA en una estructura didáctica basada en los resultados de aprendizaje, no se encontró en la bibliografía complementaria cómo este proceso es llevado a cabo. En Vidal et al. (2009), Vidal y Prieto (2009) y Vidal y Ferreira-Satler (2010) se presenta un modelo conceptual de la ontología, se muestran los componentes y relaciones de una estrategia instruccional y se expresa la forma general a un alto nivel de abstracción de una regla que genera dicha estrategia, pero no implementan las reglas particulares que permiten instanciar la estrategia concreta a recomendar a partir del conocimiento deducible de la estructura ontológica.

P2: ¿Se aplica alguna metodología de desarrollo de OA?

Ninguno de los artículos menciona metodología alguna de las propuestas en la literatura o una propia diseñada ad hoc (columna *Metodología de desarrollo de OA*, tabla 6). Aunque, por la forma en que se crean los caminos de aprendizaje (secuenciación de OA) en Iglesias et al. (2008), se podría decir que se usa una metodología de prueba y error. Los caminos de aprendizaje se van generando en forma automática por el algoritmo de aprendizaje por refuerzo que aprende por ensayo y error la mejor acción a tomar (mostrar una actividad, un contenido o un cuestionario y en qué formato) en base a los resultados de las interacciones de los alumnos con el material (Iglesias et al. 2002).

En cuanto a la subpregunta *P2.1: ¿Se contempla algún modelo de calidad de OA?* (columna *Modelo de calidad de OA*, tabla 6), Brik y Touahria (2020), Karga y Satratzemi (2018) e Iglesias et al. (2008) no han aplicado ningún modelo de calidad. Esto resulta extraño particularmente en el trabajo de Brik y Touahria (2020) porque su SR recomienda el OA creado a otros usuarios para que lo evalúen; sin embargo, no se indican los criterios de calidad a ser considerados para emitir una calificación. Karga y Satratzemi (2018) también mencionan que su SR recomienda los diseños de aprendizaje que tienen las puntuaciones más altas de la comunidad, pero no presentan el modelo de calidad en el que se basan las calificaciones.

Prieto et al. (2008) utilizan MECOA, un modelo para evaluar la calidad de OA desde una perspectiva pedagógica a través de seis categorías de indicadores: contenido, representación, competencia, autogestión, significación y creatividad contenida en el OA. Este modelo no está integrado en el proceso de recomendación para la generación o composición de OA, pero está implementado en la misma plataforma (AGORA) como una herramienta anexa para que el evaluador, sea en rol de pedagogo, profesor, experto disciplinar o estudiante, una vez que el OA ha sido cargado en el repositorio, califique mediante etiquetas lingüísticas de lógica difusa cada uno de los rasgos de los que se componen los indicadores. De este modo, se obtiene una medida del potencial educativo del OA, información que se almacena en los metadatos y es utilizada como fuente de conocimiento para las futuras recomendaciones (Eguigure y Prieto, 2009; Zapata et al., 2009c).

P3: ¿Qué estrategias de filtrado de información utilizan?

En la columna *Estrategia de filtrado* (tabla 6) se resume la respuesta. Brik y Touahria (2020) usan filtrado híbrido combinando el filtrado colaborativo y el basado en conocimiento para encontrar usuarios similares al autor del OA para solicitarles que califiquen el OA que se está desarrollando de modo que el autor tenga una guía respecto de su calidad. Por otro lado, el SR sugiere las palabras clave como uno de los metadatos que caracterizan el tema cubierto por el OA; pero aquí no se usa ninguna estrategia de filtrado; sólo se extraen a través de procesamiento de lenguaje natural las palabras relevantes del documento. Los autores también mencionan el completado automático de otros metadatos que refieren al contexto tecnológico adecuado o inadecuado en cuanto a tamaño de pantalla, resolución y ancho de banda para usar el OA; sin embargo, no ofrecen mayor aclaración respecto de cómo se obtienen los valores.

En Karga y Satratzemi (2018) también se aplica filtrado híbrido, pero en este caso, combinando filtrado colaborativo y basado en caso. Dados unos parámetros ingresados por el autor del OA que caracterizan la estructura pedagógica subyacente, tales como estrategia pedagógica, tema, nivel educativo, modelo de evaluación y tiempo, el SR encuentra otros diseños de aprendizaje que responden a la misma estructura (casos similares) y se los propone al docente en forma de plantillas. Éstas incluyen ejemplos contextualizados que describen el diseño tal como se implementó en su contexto original pero que, después de la intervención creativa del docente, pueden conducir a un nuevo diseño de aprendizaje que se ajusta a sus propias necesidades y preferencias. Para refinar la lista recomendada se tiene en cuenta las calificaciones de otros usuarios dadas a los diseños de aprendizaje y la información histórica sobre aquéllos mejor calificados (filtrado colaborativo).

En el trabajo de Prieto et al. (2008), dado que las recomendaciones se producen en dos tipos de procesos, ‘generación’ y ‘composición’ de OA (Menéndez et al., 2010), se usan diferentes estrategias. En ambos procesos se usa filtrado basado en contenido (Menéndez y Prieto, 2009; Menéndez et al.; 2011) para recomendar posibles valores para los metadatos en base a los que tienen otros OA similares. Si bien los autores no lo explicitan, de la lectura de los artículos se deduce este hecho. En el caso de la ‘composición’ de OA, se usa además filtrado híbrido que combina filtrado basado en contenido, colaborativo y demográfico para recomendar, de acuerdo a las preferencias del profesor, OA existentes que luego combinará en una secuencia (Zapata et al. 2011, 2012, 2013, 2015); para recomendar la estrategia de secuenciación se usa filtrado basado en conocimiento (Vidal et al., 2009; Vidal y Prieto, 2009), aunque no están definidas (o al menos no se encontraron publicadas) las reglas de producción que permiten hacer inferencias sobre la estrategia de diseño que recomendará el sistema.

Iglesias et al. (2008) recomiendan la aplicación de algún algoritmo de inteligencia artificial para el agrupamiento o clasificación de estudiantes similares, previo a la fase de entrenamiento del sistema, con el objetivo que la secuencia de OA a la que convergió el sistema con unos determinados estudiantes sea recomendada a otros estudiantes con características de aprendizaje similares. Esto implicaría filtrado colaborativo, pero los autores no especifican el perfil del estudiante ni utilizan ningún algoritmo para clasificar

los diferentes grupos de alumnos. Con lo expuesto, la estrategia de filtrado es sólo una suposición y, de acuerdo a la evidencia, los autores no utilizan ninguna.

Podemos advertir que las estrategias de filtrado utilizadas son de lo más variadas. Exceptuando el trabajo mencionado en el párrafo precedente, en el resto de los trabajos se ha encontrado que la estrategia híbrida combina diferentes enfoques de filtrado ‘puro’.

P4: ¿Qué técnicas de inteligencia artificial utilizan?

En la columna *Técnicas de Inteligencia artificial* de la tabla 6 están codificadas las técnicas de inteligencia artificial empleadas en cada trabajo.

Brik y Touahria (2020) utilizan las siguientes:

- Una ontología para modelar el perfil del usuario.
- Algoritmos de clasificación: mediante el algoritmo *Naïve Bayes* clasifican la configuración de hardware (ancho de pantalla, resolución, ancho de banda) del usuario en adecuado o inadecuado para visualizar el OA; y para el filtrado de usuarios similares aplican el algoritmo k-vecinos más cercanos en orden a invitarlos a calificar el OA en construcción.
- Medidas de similitud: coeficiente de correlación de *Pearson* (para medir similitud entre usuarios) y similitud del coseno (para medir similitud entre documentos).
- Técnicas de procesamiento de lenguaje natural: *stop-words*, *stemming* y *tf-idf* (del inglés Term frequency – Inverse document frequency) para la extracción de palabras clave del OA que se está creando y recomendarlas para completar los metadatos con dichos valores.

Karga y Satratzemi (2018) han reportado la utilización de:

- Algoritmo de agrupamiento de diseños de aprendizaje: propagación de afinidad.
- Medida de similitud: distancia de *Damerau-Levenshtein* (mide similitud entre diseños de aprendizaje).
- Los autores mencionan la implementación de un método para analizar en el título de los diseños de aprendizaje existentes y/o de sus actividades de aprendizaje la co-ocurrencia de las palabras clave que el profesor ingresó como parámetro referido al tema que debe tratar el diseño de aprendizaje. Sin embargo, no indican cuál es el algoritmo implementado.

Prieto et al. (2008) utilizan:

- Algoritmos para la extracción de reglas sobre los OA: *A priori*, *Predictive a priori* (Segura et al., 2009; Zapata et al., 2009a, 2009b; Prieto et al., 2010).
- Algoritmos de agrupamiento de OA: k-medias y esperanza-maximización (Segura et al., 2009; Zapata et al., 2009b; Prieto et al., 2010).
- Algoritmos de clasificación de OA: árboles de decisión (algoritmos *ID3*, *J48* y *C4.5*) (Zapata et al., 2009b; Prieto et al., 2010), k-vecinos más cercanos (Zapata et al., 2015).

- Para representación de conocimiento: ontología para la construcción de perfiles de profesores (Ferreira-Satler et al., 2010a, 2010b, 2012; Romero et al., 2011); ontología pedagógica que reúne conocimiento sobre modelos de diseño instruccional, técnicas y buenas prácticas de enseñanza, y estilos de aprendizaje (Zapata et al., 2009b; Prieto et al., 2008, 2010; Vidal et al., 2009; Vidal y Prieto, 2009; Vidal y Ferreira-Satler, 2010).
- Lógica difusa para representar los intereses y preferencias del profesor categorizando la relevancia de palabras clave en su perfil (Ferreira-Satler et al., 2010a, 2010b, 2012; Romero et al., 2011).
- Técnicas de procesamiento de lenguaje natural: *stop-words*, *stemming* y *tf-idf* para determinar los conceptos relevantes que caracterizan las preferencias e intereses del profesor y con ello completar su perfil (Ferreira-Satler et al., 2010a, 2012).

Las técnicas de inteligencia artificial aplicadas en Iglesias et al. (2008) son:

- Agentes inteligentes que deciden qué, cómo y cuándo enseñar los temas del curso de acuerdo a las actuales necesidades del estudiante (Iglesias et al. 2002).
- Algoritmo *Q-learning* de aprendizaje por refuerzo (Iglesias et al., 2002, 2003b, 2003c, 2004, 2006, 2009).
- Cadena de *Markov* para modelar la dinámica del comportamiento de estudiantes simulados con la que se inicializa el algoritmo de aprendizaje, cuyo propósito es reducir el tiempo de interacción con estudiantes reales hasta que se produzca la convergencia del sistema (Iglesias et al., 2006, 2009).
- Estrategia de exploración-explotación de *Boltzmann* para encontrar la mejor estrategia pedagógica (secuenciación de OA) a aplicar con un grupo de estudiantes similares (Iglesias et al., 2004, 2006, 2009).
- Para el agrupamiento de estudiantes de acuerdo a características de aprendizaje afines, Iglesias et al. (2002, 2003c, 2004, 2008) mencionan la posibilidad de usar alguna técnica de agrupamiento de inteligencia artificial, pero no definen cuál utilizar. Tanto en el estudio primario como en los trabajos complementarios siempre han supuesto de antemano clusters de estudiantes arbitrarios para realizar las experimentaciones.

P5: Las recomendaciones, ¿tienen en cuenta el aprendizaje basado en competencias?

Ninguno de los trabajos estudiados (columna *Competencias*, tabla 6), que han tenido lugar en universidades europeas, explicitan tener en cuenta el enfoque basado en competencias para producir las recomendaciones. Es un hecho que particularmente nos ha llamado la atención dado que, a partir de la Declaración de Bolonia firmada en 1999 por ministros de educación de diversos países de Europa, se inició un proceso de adecuación curricular de las universidades europeas, que progresivamente se ha ido extendiendo hacia países latinoamericanos, para cambiar el foco de las titulaciones universitarias de exclusivamente en los contenidos a la consideración de éstos junto con las competencias.

Si bien en Prieto et al. (2008), el modelo MECOA cuenta con el indicador ‘competencia’ compuesto por varios rasgos que apuntan a evaluar si la interacción con el OA y su nivel de dificultad contribuye a poner en marcha el proceso cognitivo que promueve un

determinado nivel de logro de una competencia en alguna de sus dimensiones (saber ser, saber hacer, saber conocer y saber convivir) (Eguigure y Prieto, 2009; Zapata et al., 2009c), esta consideración no es intrínseca al proceso de recomendación para la generación/composición de un OA. Es una medida de calidad a posteriori (Menéndez et al., 2010), esto es, aplicada una vez que el OA ya se ha construido y subido al repositorio.

P6: Las recomendaciones, ¿qué principios didáctico-pedagógicos utilizan?

Dos subpreguntas refinan la pregunta P6: *P6.1: ¿Se sustentan en alguna teoría pedagógica?* y *P6.2: ¿Tienen en cuenta estilos de aprendizaje?* Las respuestas están en las columnas *Teoría del aprendizaje* y *Estilos de aprendizaje* de la tabla 6, respectivamente.

Brik y Touahria (2020) no aplican ningún principio didáctico-pedagógico para la construcción de un nuevo OA dado que su contenido consiste en un documento que ya existe (si éste tuviera alguna teoría pedagógica o técnica de enseñanza subyacente es previa a la intervención del SR) y lo que los autores denominan ‘construcción’ de un OA se limita a completar su estructura externa recomendando los valores de las palabras clave que describen la temática abordada. Por otra parte, la selección de los usuarios candidatos a evaluar el OA se realiza a partir de información no pedagógica. Tal elección se produce en función de que el usuario haya creado o calificado OA similares, o en función de que tenga la información contextual adecuada (de índole técnica) que lo habilite a calificar el nuevo OA. Tampoco tienen en cuenta estilos de aprendizaje.

Karga y Satratzemi (2018) declaran que en un diseño de aprendizaje subyacen varias teorías pedagógicas, como el cognitivismo, el constructivismo social y el conectivismo, pero que, a la vez, no se compromete con ninguna debido a que un diseño de aprendizaje se trata de un marco descriptivo general que podría describir muchos tipos diferentes de actividades de enseñanza y aprendizaje. Los estilos de aprendizaje no son considerados en las recomendaciones.

Prieto et al. (2008) mencionan que el SR interactúa con una ontología pedagógica para sugerir los métodos de diseño instruccional más adecuados para la secuenciación de OA en función de las características del curso que pretende dar el profesor, de su perfil del usuario y sus objetivos de aprendizaje. En la ontología instruccional propuesta (Vidal y Ferreira-Satler, 2010; Vidal y Prieto, 2009, Vidal et al., 2009) se representa conocimiento útil para la secuenciación de OA. Se hace una clasificación entre teorías descriptivas y teorías prescriptivas del aprendizaje. Entre estas últimas están modeladas las Teorías del Diseño Instruccional como la Teoría de Gagné (1985) y la Teoría de la Elaboración de Reigeluth (1999), que consisten en un conjunto de guías explícitas sobre cómo contribuir a que las personas aprendan, ayudan a seleccionar y secuenciar contenidos de forma que se optimice el logro de los objetivos de aprendizaje. Entre las teorías descriptivas, se modelan el conductismo, cognitivismo y constructivismo. También se modelan métodos de diseño instruccional, recursos psicopedagógicos como estilos y técnicas de enseñanza, patrones y mejores prácticas pedagógicas. Respecto a la pregunta P6.2 utilizan el modelo de estilos de aprendizaje de Felder y Silverman (Vidal y Prieto, 2009). Pero, como ya se

dijo previamente, no se halló en el estudio primario ni en los complementarios cómo todo este conocimiento modelado se traduce en una recomendación concreta.

En Iglesias et al. (2008) no se tiene en cuenta ninguna teoría pedagógica ni estilos de aprendizaje. Como los caminos de aprendizaje se generan en forma automática a través de un algoritmo de aprendizaje por refuerzo, la secuenciación de OA se produce en tiempo real, en función de los resultados de interacción del estudiante con el sistema. Al decir de los autores, se elimina “el concepto problemático de estrategia pedagógica” (Iglesias et al., 2002) al encontrar los caminos de aprendizaje por ensayo y error.

P7: ¿Está evaluado el SR en cuanto a la calidad de las recomendaciones? ¿Qué metodología de evaluación se aplica?

Brik y Touahria (2020) han evaluado su SR (columna *Metodología de evaluación del SR*, tabla 6) a través de una validación fuera de línea en la que utilizaron las métricas *precision* (probabilidad que el usuario elegido para calificar el OA esté en condiciones de hacerlo y efectivamente lo haya calificado), *recall* (probabilidad que el usuario que cumple las condiciones para calificar el OA sea elegido) y *F-measure*. No hay evidencia de otro tipo de pruebas realizadas.

Karga y Satratzemi (2018) llevaron a cabo una validación centrada en el usuario (Karga y Satratzemi, 2019a, 2019b) cuyo objetivo era determinar si el SR hacía más fácil a los profesores el proceso de diseño y si permitía reducir el tiempo insumido en dicho proceso. Para evaluar la calidad percibida del usuario se midieron diferentes variables a través de un cuestionario:

- Aceptación del SR propuesto (intención del usuario de utilizar el SR).
- Eficacia de la decisión (mide hasta qué punto el usuario se siente ayudado a tomar decisiones informadas dentro de un tiempo limitado).
- Confianza en la decisión (confianza que siente el usuario en la toma de decisiones a partir de las recomendaciones recibidas).
- Comprensión percibida del sistema (se refiere a la percepción del usuario de qué tan bien entendieron la lógica detrás de las recomendaciones).
- Sensación de control del usuario (mide si el usuario se siente en control en su interacción con el SR).

Los resultados indicaron que la calidad percibida del SR era alta, lo que significa que los usuarios creían que usar el SR haría más fácil y menos demandante en tiempo el proceso de crear diseños de aprendizaje. Los usuarios manifestaron que las recomendaciones eran precisas, las explicaciones adecuadas incrementaban su aceptación del SR, la interfaz era agradable y que lo recomendarían a colegas y amigos.

Prieto et al. (2008) han realizado dos tipos de evaluaciones del SR:

- Evaluación fuera de línea: al modelo que recomienda OA existentes para su posterior secuenciación se le aplicaron las métricas *precision* (probabilidad de que un OA seleccionado sea relevante), *recall* (probabilidad de que un OA relevante

sea seleccionado), *F-measure* (Romero et al., 2011; Zapata et al., 2011; Ferreira-Satler et al., 2012), tasa promedio de aciertos recíprocos (Zapata et al., 2013, 2015) y error promedio de recomendación (Zapata et al., 2015).

- Evaluación centrada en el usuario: El módulo que hace recomendaciones para generar OA de granularidad fina fue evaluado para medir la utilidad y la facilidad de uso percibida del SR, obteniendo respuestas favorables en ambos aspectos (Menéndez et al., 2011). También se evaluó la usabilidad del módulo que recomienda OA existentes para su posterior secuenciación, donde los usuarios declararon una buena opinión sobre sus funcionalidades y facilidad de uso, además de manifestar que les simplifica la tarea de búsqueda y recuperación de OA que satisfacen sus particulares necesidades (Zapata et al., 2011, 2013, 2015).

Por otro lado, no se encontró evidencia de evaluación del módulo que recomienda la estrategia de secuenciación de OA.

Iglesias et al. (2008) validaron el SR con estudiantes simulados (Iglesias et al., 2003b, 2003c, 2004, 2006, 2008) y posteriormente con estudiantes reales en un estudio piloto (Iglesias et al., 2009) considerando diferentes métricas:

- Evaluación fuera de línea: Los experimentos realizados con estudiantes simulados apuntaron a medir el número de acciones que el sistema necesita realizar para enseñar todos los contenidos del curso al alumno actual, es decir, el sistema converge a una estrategia de enseñanza casi óptima; y el número de alumnos necesarios en la fase de entrenamiento para converger a dicha estrategia. Lograron probar que el sistema converge a estrategias pedagógicas casi óptimas interactuando con pocos estudiantes y que cuanto más homogéneos son los clústeres de alumnos, más rápido y mejor converge el sistema. También se evaluó si se encuentran diferencias importantes en la convergencia del sistema cuando se eligen diferentes estrategias de exploración/explotación; y, finalmente, si es posible reducir la fase de entrenamiento del sistema. De la comparación entre las estrategias de exploración/explotación se determinó que *Boltzmann* tenía el mejor desempeño, por lo que fue adoptada para el SR; y mediante la inicialización del algoritmo de aprendizaje por refuerzo con información pedagógica proveniente de interacciones con otros estudiantes, incluso cuando esta inicialización no es la mejor para las características de aprendizaje del grupo de estudiantes actual, se logró reducir la fase de entrenamiento.
- Evaluación centrada en el usuario: En el estudio piloto con estudiantes reales se comparó el SR con otro similar y se usaron las siguientes métricas: cantidad de acciones (páginas web) que se necesitan mostrar a cada estudiante para que aprenda los contenidos del curso; el tiempo total de interacción del alumno con el sistema; y el nivel de conocimiento del estudiante luego de interactuar con el sistema. Los resultados mostraron que la estrategia pedagógica del SR era muy útil porque los estudiantes necesitaron menor cantidad de páginas web para aprender que con el sistema de comparación, reduciendo el tiempo de interacción. Sin embargo, las calificaciones en evaluaciones tomadas a los estudiantes luego de interactuar con ambos sistemas no tuvieron diferencias significativas.

Ninguno de los trabajos analizados ha reportado evaluación del SR en producción en el mundo real, donde además sería de interés conocer los efectos sobre la tarea del docente; por ejemplo, si el SR los ayuda a optimizar el tiempo de producción de este tipo particular de recursos didácticos o si los motiva a elaborarlos. Yendo más lejos, se podrían indagar los efectos sobre el aprendizaje de los OA generados con la asistencia del SR, por ejemplo, si impactan de manera beneficiosa en el rendimiento académico de los estudiantes o si mejoran el tiempo que necesita un alumno para alcanzar una meta de aprendizaje, entre otros.

5.2 Limitaciones del proceso de revisión

La revisión del protocolo, considerada una de las etapas de revisión, fue realizada informalmente (por ello no se la explicitó de manera taxativa en la sección Metodología) mediante una experiencia piloto limitada a determinar si las estrategias de búsqueda eran adecuadas para encontrar los artículos de interés. La prueba se realizó en cinco revistas (Foundations and Trends in Machine Learning, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, International Journal of Intelligent Systems, Expert Systems with Applications y Artificial Intelligence) indexadas en el cuartil 1 de Scopus dentro de las áreas 'Inteligencia Artificial', 'Aplicaciones de las Ciencias de la computación', 'Ciencias de la computación (miscelánea)' e 'Interacción persona-computadora'. Como resultado de esta prueba se fueron refinando las estrategias de manera iterativa hasta definir las que se listaron en la tabla 1.

Además, el hecho de utilizar el título, el resumen y las palabras clave en la búsqueda podría haber excluido algunos artículos que sólo se podrían seleccionar si se leyera el texto completo. Por otra parte, si se hubieran incluido otras fuentes tales como congresos, tal vez, se hubiera encontrado una mayor cantidad de artículos referidos al tema de investigación.

Si bien se recomienda (Kitchenham et al., 2010) realizar una evaluación de calidad de los artículos revisados, en este trabajo no se ha llevado a cabo tal actividad. En su lugar, hemos considerado que para contar con las garantías de calidad necesaria era suficiente realizar la búsqueda bibliográfica en revistas indexadas en bases de datos reconocidas, Scopus, Web of Science y DOAJ, que cuentan con sistemas de arbitraje ciego por pares.

5.3 Espacio para futuras investigaciones

De las 409 referencias iniciales que arrojó esta revisión bibliográfica se encontraron 4 vinculadas a SR para asistir al proceso de construcción de un OA, sólo un 1%. El 99% restante refiere a SR para la búsqueda y recuperación de OA existentes. Asimismo, ninguno de los SR analizados tiene en cuenta el aprendizaje basado en competencias para generar sus recomendaciones. Tampoco se han especificado entre los requisitos funcionales del SR la asistencia específica a docentes que tienen poca o nula formación didáctico-pedagógica, tal como ocurre en carreras de ingeniería. Se han limitado a indicar que pretenden mejorar el tiempo de desarrollo de recursos educativos y a hacer más fácil esta tarea, pero sin discriminar cuán experto es el usuario en diseño instruccional.

Los hechos arriba mencionados denotan la necesidad de una mayor investigación y desarrollo de SR que asistan a docentes universitarios con desconocimiento en diseño instruccional durante el desarrollo de sus propios OA, con especial atención al enfoque basado en competencias.

6. Conclusiones

En este estudio se presentan los resultados de una revisión sistemática de SR para e-learning vinculados al desarrollo de OA. En el período comprendido entre enero de 2000 y febrero de 2023 se han encontrado tan sólo 4 publicaciones sobre SR para la construcción de OA en revistas indexadas en Scopus, Web of Science y DOAJ. Muy escasa cantidad si consideramos el e-learning como una práctica ya instaurada en la educación superior.

La estrategia de recomendación más empleada es la híbrida, en una surtida combinación de enfoques ‘puros’: filtrado colaborativo + filtrado basado en conocimiento; filtrado colaborativo + filtrado basado en caso; filtrado basado en contenido + filtrado colaborativo + filtrado demográfico. Lo mismo ocurre con las técnicas de inteligencia artificial utilizadas; se detectó la aplicación de 19 técnicas de inteligencia artificial de lo más variadas, que comprenden algoritmos de agrupamiento, clasificación y procesamiento de lenguaje natural.

Es de destacar que los SR no toman en consideración lineamientos didáctico-pedagógicos; a excepción del propuesto por Prieto et al. 2008, que presenta una ontología instruccional que contempla teorías de aprendizaje, técnicas de enseñanza y estilos de aprendizaje, aunque no dan a conocer claramente cómo se vincula el conocimiento modelado con la generación de la estrategia didáctica a recomendar. Por otra parte, ninguno de los trabajos tiene en cuenta el enfoque de enseñanza por competencias para producir las recomendaciones, ni tampoco los SR han sido evaluados en producción. Las validaciones se centraron en medir el rendimiento del algoritmo de recomendación en experimentos fuera de línea y otras en medir las percepciones de los usuarios al interactuar con el SR en experimentos controlados.

La principal conclusión es que los SR estudiados no contribuyen a desarrollar OA de granularidad media, en los que es necesario exhibir coherencia curricular y significatividad psicológica, esto es, una adecuada alineación lógica entre competencia, resultado de aprendizaje, contenido, actividades y evaluación, y, además, que la organización del contenido le permita al alumno aprehender los nuevos conocimientos y articularlos con sus saberes previos. Se limitan a completar la estructura de metadatos a un recurso educativo básico de granularidad fina ya existente, o bien, a combinar OA, también existentes, en una secuencia didáctica de granularidad gruesa. Si en esos objetos preexistentes subyace algún lineamiento didáctico-pedagógico, es porque fue planteado por su autor, no porque hubiera intervención del SR. Así, adquiere relevancia sustantiva la asistencia según esos lineamientos a quien no tiene formación en las ciencias de la educación cuando se embarca en la tarea de diseñar un recurso de aprendizaje, realidad habitual en carreras universitarias donde muchos profesores son profesionales que se

dedican a la docencia pero son expertos en otros campos disciplinares, tal cual sucede con la planta docente de las facultades de ingeniería.

Los resultados aquí obtenidos junto a los planes de estudio de muchas universidades que se han ido adecuando a la enseñanza por competencias, invitan a abrir un camino ineludible de mayor cantidad de investigaciones y desarrollos en el área de la inteligencia artificial aplicada al proceso de diseño y construcción de OA que resulten de utilidad para apoyar los procesos de enseñanza y aprendizaje con un enfoque basado en competencias, fundamentalmente en carreras de ingeniería. Es por ello que como trabajo futuro nos proponemos desarrollar un SR que se orienta a dar soporte al docente en el diseño de OA, basando las recomendaciones en estrategias pedagógicas y en el modelo de enseñanza basado en competencias, cuyos avances se irán publicando oportunamente.

Presentación del artículo: 31 de mayo de 2023

Fecha de aprobación: 20 de octubre de 2023

Fecha de publicación: 30 de enero de 2024

| |
|---|
| Betossi, V. I.; Romero, L. y Gutiérrez, M. de los M. (2024). Sistemas recomendadores para el desarrollo de objetos de aprendizaje para educación en ingenierías: una revisión sistemática. <i>RED. Revista de Educación a Distancia</i> , 24(77). http://dx.doi.org/10.6018/red.572291 |
|---|

Declaración de los autores sobre el uso de LLM

Este artículo no ha utilizado textos provenientes (o generados) de un LLM (ChatGPT u otros) para su redacción.

Financiación

Este trabajo se ha realizado dentro los proyectos de investigación y desarrollo SITCBFE0008086TC “Análisis de la adecuación de los procesos de Ingeniería del Software para el desarrollo de Sistemas basados en Inteligencia Artificial en los ámbitos público, industrial y educativo”, de la Universidad Tecnológica Nacional, Argentina; y CAI+D 50520190100133LI “Modelo conceptual para el desarrollo de sistemas de generación de currículos basados en competencias en carreras de ingeniería”, Universidad Nacional del Litoral, Argentina.

Referencias

Advanced Distributed Learning. (2004). *Sharable Content Object Reference Model (SCORM)*. <https://adlnet.gov/projects/scorm/#scorm-versions-and-resources>

Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender

- systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 17(6), 734-749. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2005.99>
- Bennett, S., Agostinho, S., & Lockyer, L. (2015). Technology tools to support learning design: Implications derived from an investigation of university teachers' design practices. *Computers & Education*, 81, 211-220. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2014.10.016>
- Bourkougou, O. & El Bachari, E. (2016). E-learning personalization based on collaborative filtering and learner's preference. *Journal of Engineering Science and Technology*, 11(11), 1565-1581. https://jestec.taylors.edu.my/Vol%2011%20issue%2011%20November%202016/11_11_5.pdf
- Brereton, P., Kitchenham, B., Budgen, D., Turner, M., & Khalil, M. (2007). Lessons from applying the systematic literature review process within the software engineering domain. *The Journal of Systems and Software*, 80(4), 571-583. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2006.07.009>
- Brik, M. & Touahria, M. (2020). Contextual Information Retrieval within Recommender System: Case Study "E-learning System". *TEM Journal*, 9(3), 1150-1162. <https://doi.org/10.18421/TEM93-41>
- Cabada, R. Z., Estrada, M. L. B., & García, C. A. R. (2011). EDUCA: A web 2.0 authoring tool for developing adaptive and intelligent tutoring systems using a Kohonen network. *Expert Systems with Applications*, 38(8), 9522-9529. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.01.145>
- Callejas Cuervo, M., Hernández Niño, E. J. & Pinzón Villamil, J. N. (2011). Objetos de aprendizaje, un estado del arte. *Entramado*, 7(1), 176-189. <https://revistas.unilibre.edu.co/index.php/entramado/article/view/3393/2785>
- Comisión Europea. (2009). *El Marco Europeo de Cualificaciones para el aprendizaje permanente (EQF-MEC)*. Oficina de Publicaciones Oficiales de las Comunidades Europeas. https://www.oitcinterfor.org/sites/default/files/file_publicacion/marcoeuropeo_brochure.pdf
- Chiappe Laverde, A., Segovia Cifuentes, Y. & Rincón Rodríguez, H.Y. (2007). Toward an instructional design model based on learning objects. *Educational Technology Research and Development*, 55(6), 671-681. <https://doi.org/10.1007/s11423-007-9059-0>
- Cuadrado-Gallego, J. J. (2005). Adaptación de las métricas de reusabilidad de la ingeniería del software a los learning objects. *Revista de Educación a Distancia*, 1-8. <https://revistas.um.es/red/article/view/24471>
- Eguigure, Y., & Prieto, M. (2009). Evaluación de la Calidad Pedagógica de OAs Utilizando Etiquetas Lingüísticas Difusas. En M. E. Prieto Méndez, S. Sánchez-Alonso, X. Ochoa & S. J. Pech Campos (Eds.), *Recursos Digitales para el Aprendizaje* (pp. 328-337). Universidad Autónoma de Yucatán.
- Erdt, M., Fernández, A., & Rensing, C. (2015). Evaluating Recommender Systems for

- Technology Enhanced Learning: A Quantitative Survey. *IEEE Transactions on learning technologies*, 8(4), 326-344. <https://doi.org/10.1109/TLT.2015.2438867>
- Felder, R. M., & Silverman, L. K. (1988). Learning and teaching styles in engineering education. *Engineering Education*, 78, 674-681. <http://117.202.29.23:8080/jspui/bitstream/1/297/1/LEARNING%20AND%20TEACHING%20STYLES%20in%20Engineering%20Education.pdf>
- Ferreira-Satler, M., Menéndez, V. H., Romero, F. P., Zapata, A., & Prieto, M. E. (3-5 de febrero de 2010a). *Ontologías borrosas para representar perfiles de usuario en una herramienta de gestión de objetos de aprendizaje*. XV Congreso Español sobre Tecnologías y Lógica Fuzzy (pp. 537-542). Huelva, España. <https://doi.org/10.13140/2.1.2999.9360>
- Ferreira-Satler, M., Romero, F. P., Menéndez, V. H., Zapata, A., & Prieto, M. E. (18-23 de julio de 2010b). *A fuzzy ontology approach to represent user profiles in e-learning environments*. International Conference on Fuzzy Systems (pp. 1-8). Barcelona, España. <https://doi.org/10.1109/FUZZY.2010.5584789>
- Ferreira-Satler, M., Romero, F. P., Menendez-Dominguez, V. H., Zapata, A., & Prieto, M. E. (2012). Fuzzy ontologies-based user profiles applied to enhance e-learning activities. *Soft Computing*, 16, 1129-1141. <https://doi.org/10.1007/s00500-011-0788-y>
- Fleming, N., & Mills, C. (1992). Not Another Inventory, Rather a Catalyst for Reflection. *To Improve the Academy*, 11, 137-149. <https://digitalcommons.unl.edu/podimproveacad/246/>
- Gagné, R. M. (1985). *The Conditions of Learning and Theory of Instruction*. Holt, Rinehart and Winston.
- Gértrudix, M., Álvarez, S., Galisteo, A., Gálvez, M. d. C., & Gértrudix, F. (2007). Actions in the design and development of digital educational objects: institutional programmes. *Universities and Knowledge Society Journal*, 4(1), 14-25. <https://dx.doi.org/10.7238/rusc.v4i1.296>
- Herlocker, J., Konstan, J. A., & Riedl, J. (2002). An empirical analysis of design choices in neighborhood-based collaborative filtering algorithms. *Information retrieval*, 5, 287-310. <https://doi.org/10.1023/A:1020443909834>
- Honey, P., & Mumford, A. (1982). *The Manual of Learning Styles*. Peter Honey.
- Institute of Electrical and Electronics Engineers. (2002). *Standard for Learning Object Metadata* (1484.12.1-2002). <https://doi.org/10.1109/IEEESTD.2002.94128>
- Iglesias, A., Martínez, P., Aler, R., & Fernández, F. (2009). Reinforcement learning of pedagogical policies in adaptive and intelligent educational systems. *Knowledge-Based Systems*, 22(4), 266-270. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2009.01.007>
- Iglesias, A., Martínez, P., Aler, R., & Fernández, F. (2008). Learning teaching strategies in an Adaptive and Intelligent Educational System through Reinforcement Learning. *Applied Intelligence*, 31(1), 89-106. <https://doi.org/10.1007/s10489-008-0115-1>
- Iglesias, A., Martínez, P., Aler, R., & Fernández, F. (8 de agosto de 2006). *Learning pedagogical policies from few training data*. 17th European Conference on Artificial

- Intelligence (pp. 1-6). Riva del Garda, Italia. <http://hdl.handle.net/10016/17532>
- Iglesias, A., Martínez, P., Aler, R., & Fernández, F. (2-5 de octubre de 2004). *Learning content sequencing in an educational environment according to student needs*. 15th International Conference on Algorithmic Learning Theory (pp. 454-463). Padova, Italia. https://doi.org/10.1007/978-3-540-30215-5_34
- Iglesias, A., Martínez, P., & Fernández, F. (3-7 de noviembre de 2003a). *Navigating through the RLATES Interface: A Web-Based Adaptive and Intelligent Educational System*. Workshops On The Move to Meaningful Internet Systems (pp. 175-184). Catania, Sicilia, Italia. https://doi.org/10.1007/978-3-540-39962-9_29
- Iglesias Maqueda, A. M., Martínez Fernández, P., Aler, R., & Fernández Rebollo, F. (3-6 de diciembre de 2003b). *Analysing the Advantages of Using Exploration and Exploitation Strategies in an Adaptive and Intelligent Educational System*. 2nd International Conference on Multimedia and Information & Communication Technologies in Education (pp. 489-493). Badajoz, España. <http://hdl.handle.net/10016/17547>
- Iglesias, A., Martínez, P., & Fernández, F. (2003c). An experience applying reinforcement learning in a web-based adaptive and intelligent educational system. *Informatics in Education*, 2(2), 223-240. <https://doi.org/10.15388/infedu.2003.17>
- Iglesias, A. M., Martínez, P., Cuadra, M. D., Castro, E., & Fernández, F. (3-6 de abril de 2002). *Learning to teach database design by trial and error*. Fourth International Conference on Enterprise Information Systems (pp. 500-505). Ciudad Real, España. https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/19832/learning_ICEIS_2002.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Instructional Management System Global Learning Consortium. (2003). *IMS Learning Design Version 1 Final Specification*. <https://www.imsglobal.org/learningdesign/index.html>
- Joy, J., & Pilai, R. (2022). Review and classification of content recommenders in E-learning environment. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(9), 7670-7685. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.06.009>
- Karga, S., & Satratzemi, M. (7-10 de julio de 2014). *Mentor: A hybrid recommender system in order to support teachers in learning design authoring process*. 14th International Conference on Advanced Learning Technologies (pp. 522-523). Atenas, Grecia. <https://doi.org/10.1109/ICALT.2014.154>
- Karga, S., & Satratzemi, M. (2018). A hybrid recommender system integrated into LAMS for learning designers. *Education and Information Technologies*, 23(3), 1297-1329. <https://doi.org/10.1007/s10639-017-9668-0>
- Karga, S., & Satratzemi, M. (2019a). Using explanations for recommender systems in learning design settings to enhance teachers' acceptance and perceived experience. *Education and Information Technologies*, 24, 2953-2974. <https://doi.org/10.1007/s10639-019-09909-z>
- Karga, S., & Satratzemi, M. (16-19 de setiembre de 2019b). *Evaluating Teachers' Perceptions of Learning Design Recommender Systems*. 14th European Conference

- on Technology Enhanced Learning, Transforming Learning with Meaningful Technologies (pp. 98-111). Delft, Países Bajos. https://doi.org/10.1007/978-3-030-29736-7_8
- Kitchenham, B., & Charters, S. (2007). *Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering*. [Informe Técnico]. https://www.researchgate.net/profile/Barbara-Kitchenham/publication/302924724_Guidelines_for_performing_Systematic_Literature_Reviews_in_Software_Engineering/links/61712932766c4a211c03a6f7/Guidelines-for-performing-Systematic-Literature-Reviews-in-Software-Engineering.pdf
- Kitchenham, B., Pretorius, R. D., Brereton, P., Turner, M., Niazi, M., & Linkman, S. (2010). Systematic literature reviews in software engineering – A tertiary study. *Information and Software Technology*, 52(8), 792-805. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2010.03.006>
- Kolb, D.A. (1984). *Experiential Learning: Experience as the Source of Learning and Development*. Prentice-Hall.
- Maphosa, V., & Maphosa, M. (2023). Fifteen Years of Recommender Systems Research in Higher Education: Current Trends and Future Direction. *Applied Artificial Intelligence*, 37(1), 406-425. <https://doi.org/10.1080/08839514.2023.2175106>
- Menéndez, V., Castellanos M. E., Zapata, A., & Prieto, M. (2011). Generación de objetos de aprendizaje empleando un enfoque asistido. *Pixel-Bit. Revista de Medios y Educación*, (38), 141-153. https://idus.us.es/bitstream/handle/11441/22641/file_1.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Menéndez, V. H., Prieto, M. E., & Zapata, A. (2010). Sistemas de Gestión Integral de Objetos de Aprendizaje. *Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje*, 5(2), 56-62.
- Menéndez, V. H., & Prieto, M. E. (2009). Herramientas de Gestión para Objetos de Aprendizaje: Plataforma AGORA. En M. E. Prieto Méndez, S. Sánchez-Alonso, X. Ochoa & S. J. Pech Campos (Eds.), *Recursos Digitales para el Aprendizaje* (pp. 148-157). Universidad Autónoma de Yucatán.
- Myers, I. B., & Myers, P. B. (1995). *Gifts Differing: Understanding Personality Type*. Davies-Black Publishing.
- O’Neal, A. F. (2008). The current status of instructional design theories in relation to today’s authoring systems. *British Journal of Educational Technology*, 39(2), 251-267. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8535.2008.00815.x>
- Prieto, M. E., Zapata, A., & Menéndez, V. H. (2010). Data Mining Learning Objects. En C. Romero, S. Ventura, M. Pechenizky & R. Baker (Eds.), *Handbook of Educational Data Mining* (1ª ed., pp. 481-492). <https://doi.org/10.1201/b10274>
- Prieto, M. E., Menéndez, V. H., Segura, A. A., & Vidal, C. L. (24-26 de setiembre de 2008). *A Recommender System Architecture for Instructional Engineering*. World Summit on Knowledge Society: Emerging Technologies and Information Systems for the Knowledge Society (pp. 314-321). Atenas, Grecia. https://doi.org/10.1007/978-3-540-87781-3_35

- Raj, N. S., & Renumol, V. G. (2022). A systematic literature review on adaptive content recommenders in personalized learning environments from 2015 to 2020. *Journal of Computers in Education*, 9(1), 113-148. <https://doi.org/10.1007/s40692-021-00199-4>
- Recker, M. M., & Wiley, D. A. (2001). A Non-authoritative Educational Metadata Ontology for Filtering and Recommending Learning Objects. *Interactive Learning Environments*, 9(3), 255-271. <https://doi.org/10.1076/ilee.9.3.255.3568>
- Reigeluth, C. M. (1999). *What is Instructional Design Theory and How is it Changing?* Lawrence Erlbaum Associates.
- Resnick, P., & Varian, H. R. (1997). Recommender systems. *Communications of the ACM*, 40(3), 56-58. <https://doi.org/10.1145/245108.245121>
- Romero, F. P., Ferreira-Satler, M., Olivas, J. A., Prieto-Mendez, M. E., & Menéndez-Dominguez, V. H. (22-24 de noviembre de 2011). *A fuzzy-based recommender approach for learning objects management systems*. 11th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (pp. 984-989). <https://doi.org/10.1109/ISDA.2011.6121786>
- Sanz, C. V. (2015). Los objetos de aprendizaje, un debate abierto y necesario. *Bit & Byte*, 1(1), 33-35. http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/46729/Revista_completa.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Segura, A., Vidal, C., Menéndez, V., Zapata, A., & Prieto, M. (1-2 de octubre de 2009). *Exploring characterizations of learning object repositories using data mining techniques*. Third International Conference on Metadata and Semantic Research (pp. 215-225). Milan, Italia. https://doi.org/10.1007/978-3-642-04590-5_20
- Sicilia, M. Á. (2016). Reusabilidad y reutilización de objetos didácticos: mitos, realidades y posibilidades. *Revista de Educación a Distancia*, (50). <https://doi.org/10.6018/red/50/6>
- Sicilia, M. A. (2006). Semantic learning designs: recording assumptions and guidelines. *British Journal of Educational Technology*, 37(3), 331-350. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8535.2006.00609.x>
- Suárez, J., Pérez, M., Chiappe, A., Cantillo, B., Molina, C., Salas Alvarez, D. J., Zapata, D., Múnera, E., Tibaná Herrera, G., Valencia, J. A., Navarro, M., Rozo, M., Duque, N., Medina, A., Enriquez, L., Duarte, A., Aleman Romero, A., Bedoya-Ortiz, D., Méndez Medina & J., Barrera, W. (2012). *Recursos Educativos Digitales Abiertos - Colombia*. Ministerio de Educación Nacional de Colombia. https://www.academia.edu/2068565/Recursos_Educativos_Digitales_Abiertos_Colombia
- Tobón, S. (2008). *Gestión curricular y ciclos propedéuticos*. ECOE.
- Vidal Castro, C., & Ferreira Satler, M. (2010). Modelo ontológico para la secuenciación de objetos de aprendizaje. *Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje*, 5(2), 63-67.
- Vidal, C. L., Segura, A. A., Menéndez, V. H., & Prieto, M. E. (2009). Knowledge-based

- architecture for instructional engineering. *International Journal of Knowledge and Learning*, 5(3-4), 371-388. <https://doi.org/10.1504/ijkl.2009.031230>
- Vidal, C., & Prieto, M. (2009). Una Ontología de apoyo a actividades de Diseño instruccional. En M. E. Prieto Méndez, S. Sánchez-Alonso, X. Ochoa & S. J. Pech Campos (Eds.), *Recursos Digitales para el Aprendizaje* (pp. 99-108). Universidad Autónoma de Yucatán.
- Wiley, D. A. (2002). Connecting learning objects to instructional design theory: A definition, a metaphor, and a taxonomy. En D. A. Wiley (Ed.), *The instructional use of learning objects* (1ª ed., pp. 3-23). AIT/AECT. <https://members.aect.org/publications/InstructionalUseofLearningObjects.pdf>
- Alfredo Zapata, Víctor H. Menéndez, Manuel E. Prieto, Cristóbal Romero. (2015). Evaluation and Selection of Group Recommendation Strategies for Collaborative Searching of Learning Objects. *International Journal of Human-Computer Studies*, 76, 22-39. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2014.12.002>
- Zapata, A., Menéndez, V.H., Prieto, M.E., & Romero, C. (2013). A framework for recommendation in learning object repositories: An example of application in civil engineering. *Advances in Engineering Software*, 56, 1-14. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2012.10.005>
- Zapata, A., Menéndez, V. H., Prieto, M. E., & Romero, C. (13-15 de junio de 2012). *Búsqueda colaborativa para el apoyo a la recomendación de Objetos de Aprendizaje*. Ninth multidisciplinary symposium on the design and evaluation of digital content for education (pp. 57-67). Alicante, España. https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/35602/1/spdece2012_06.pdf
- Zapata, A., Menéndez, 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. <https://www.ijcaonline.org/dedce/number1/dece001.pdf>
- Zapata, A., Menéndez, V. H., & Prieto, M. E. (2009a). Aplicación de Minería de Datos para la extracción de reglas en Objetos de Aprendizaje. En M. E. Prieto Méndez, S. Sánchez-Alonso, X. Ochoa & S. J. Pech Campos (Eds.), *Recursos Digitales para el Aprendizaje* (pp. 107-117). Universidad Autónoma de Yucatán.
- Zapata, A., Menéndez, V. H., & Prieto, M. E. (30 de noviembre – 2 de diciembre de 2009b). *Discovering Learning Objects Usability Characteristics*. Ninth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (pp. 1126-1130). Pisa, Italia. <https://doi.org/10.1109/ISDA.2009.184>
- Zapata, A., Menéndez, V., Eguigure, Y., & Prieto, M. (16-18 de noviembre de 2009c). *Quality evaluation model for learning objects from pedagogical perspective. A case of study*. 2nd International Conference of Education, Research and Innovation (pp. 2228-2238). Madrid, España. <https://library.iated.org/view/ZAPATA2009QUA>
- Zapata, M. (2005). Secuenciación de contenidos y objetos de aprendizaje. *Revista de Educación a Distancia*, Monográfico II. <https://revistas.um.es/red/article/view/25221/24521>