

## **EL EMPLEO DE LAS ONTOLOGÍAS EN EL APRENDIZAJE ADAPTATIVO: UNA MIRADA DESDE UN MAPEO SISTEMÁTICO**

### ***THE USE OF ADAPTIVE LEARNING ONTOLOGIES: A VIEW FROM A SYSTEMATIC MAPPING***

### ***O USO DE ONTOLOGIAS NA APRENDIZAGEM ADAPTATIVA: UMA VISÃO A PARTIR DE UM MAPEAMENTO SISTEMÁTICO***

Odiel Estrada Molina

Universidad de las Ciencias Informáticas, Cuba  
[oestrada@uci.cu](mailto:oestrada@uci.cu)

Dieter Reynaldo Fuentes Cancell

Universidad de las Ciencias Informáticas, Cuba  
[dieter@uci.cu](mailto:dieter@uci.cu)

Jimmy Manuel Zambrano Acosta

Universidad Técnica de Manabí, Ecuador  
[jzambrano@utm.edu.ec](mailto:jzambrano@utm.edu.ec)

**RESUMEN:** La aplicación de las ontologías en el aprendizaje adaptativo contribuyen implementar alternativas tecno – pedagógicas con un profundo fundamento computacional. Para proyectar investigaciones de innovaciones educativas es importante determinar cuáles son los principales pares de variables dependiente (VD) y independiente (VI) que se han estudiado en el último lustro (2015-2019). En esta década, diversos estudios teóricos están presentes en Scopus hasta el 2018 pero no logran identificar por cada publicación la relación VD-VI. Ello motivó a realizar un mapeo sistemático empleando criterios establecidos en el protocolo PRISMA. Se seleccionaron 289 trabajos (ACM Digital Library (94), IEEE Xplorer (100) y Scopus (95)). Al aplicarse rigurosos criterios de inclusión y exclusión se escogieron 53 publicaciones. Se observa que existen resultados en esta área del conocimiento aun así, la aplicación de métodos híbridos que logre integrar sistemas de recomendación de objetos de aprendizaje adaptativos con diversas técnicas de recomendación, por ejemplo: basados por contenido, filtrado colaborativo y en ontologías, es aún incipiente. Se concluye que los pares de variables que mayor frecuencia evidenciaron fueron: VD: sistema de aprendizaje adaptativo – VI: modelo basado en ontologías difusas; VD: evaluación de habilidades – VI: modelo basado en ontologías difusas; VD: objetos de aprendizaje – VI: modelo basado en ontologías; VD: estilos de aprendizaje – VI: modelo basado en ontologías; VD: repositorios de recursos educativos digitales – VI: máquinas de soporte vectorial; VD: clasificación y agrupación de estudiantes – VI: modelo basado en ontologías.

**PALABRAS CLAVE:** Aprendizaje adaptativo. Mapeo sistemático. Modelos basados en ontologías. Sistemas de recomendaciones semánticos.

**ABSTRACT:** Adaptive learning is one of the current trends in the training of professionals since it manages to bring learning closer to the student. The application of ontologies in this area contributes to implement techno – pedagogical alternatives with a deep

computational theory. To project research of educational innovations, it is important to determine what the main pairs of dependent variables (DV) and Independent (IV) have been studied in the last five years (2015-2019). In this decade, several theoretical studies have been published in Scopus, up until 2018 but not identified by each publication in the VD-VI relationship. Therefore, a systematic map was implemented using the PRISMA protocol. 289 scientific papers (ACM Digital Library (94), IEEE Xplorer (100) and Scopus (95)) were selected. When applying rigorous inclusion and exclusion criteria, 53 publications were chosen. It is observed that there are several results in this area of knowledge, even so, the application of hybrid methods that manage to integrate adaptive learning object recommendation systems with various recommendation techniques is still incipient. It is concluded that the pairs of variables that showed the highest absolute frequency were: DV: adaptive learning system – IV: ontology-based modelling; DV: skills assessment – IV: ontology-based modelling; DV: learning objects – IV: ontology-based modelling; DV: learning styles – IV: ontology-based modelling; DV: repositories of digital educational resources – IV: vector support machines; DV: classification and grouping of students – IV: ontology-based modelling.

**KEYWORDS:** Adaptive learning. Systematic mapping. Ontology-based models. Recommendation systems.

**RESUMO:** A aplicação de ontologias na aprendizagem adaptativa contribui para a implementação de alternativas técnico-pedagógicas com um profundo embasamento computacional. Para projetar pesquisas sobre inovações educacionais, é importante determinar quais são os principais pares de variáveis dependentes (DV) e independentes (VI) que foram estudados nos últimos cinco anos (2015-2019). Nesta década, diversos estudos teóricos estão presentes na Scopus até 2018, mas não se consegue identificar a relação DV-VI para cada publicação. Isso levou a um mapeamento sistemático usando critérios estabelecidos no protocolo PRISMA. Foram selecionados 289 artigos (ACM Digital Library (94), IEEE Xplorer (100) e Scopus (95)). Aplicando critérios rigorosos de inclusão e exclusão, 53 publicações foram escolhidas. Observa-se que existem resultados nesta área do conhecimento, porém, a aplicação de métodos híbridos que conseguem integrar sistemas de recomendação de objetos de aprendizagem adaptativos com várias técnicas de recomendação, por exemplo: baseada em conteúdo, filtragem colaborativa e ontologias, ainda é incipiente. Conclui-se que os pares de variáveis com maior frequência foram: VD: sistema de aprendizagem adaptativo – VI: modelo baseado em ontologias fuzzy; VD: avaliação de competências – VI: modelo baseado em ontologias fuzzy; VD: objetos de aprendizagem – VI: modelo baseado em ontologias; VD: estilos de aprendizagem – VI: modelo baseado em ontologias; VD: repositórios de recursos educacionais digitais – VI: máquinas de suporte vetorial; VD: classificação e agrupamento de alunos – VI: modelo baseado em ontologias.

**PALAVRAS-CHAVE:** Aprendizagem adaptativa. Mapeamento sistemático. Modelos baseados em ontologia. Sistemas de recomendação semântica.

## 1 Introducción

Una tendencia de innovación educativa, es un producto teórico con posibilidades de

transformar un modelo educativo y lograr un cambio significativo (FIDALGO-BLANCO; SEIN-ECHALUCE; GARCÍA-PEÑALVO, 2018).

Diversas son las tendencias que marcan la educación superior del Siglo XXI, entre las que se destacan: realidad aumentada; inteligencia colectiva; aula invertida; ecosistemas de aprendizaje; analíticas de aprendizaje; gamificación; aprendizaje – servicio y los sistemas y aprendizaje adaptativos (NMC HORIZON REPORT, 2019).

La heterogeneidad de los estudiantes exige la adaptación de las tecnologías educativas. Es por ello que esta exigencia es una de los desafíos a cumplir (NMC HORIZON REPORT 2019), siendo una de las 10 tecnologías que más impactan en la educación superior.

La adaptación del aprendizaje está relacionada con las funcionalidades adaptativas presentes en los sistemas de gestión de aprendizaje (en inglés, *learning management system* o LMS), propiciando una guía para el estudiante y una orientación al docente para planificar los contenidos, las interfaces de usuario y los mecanismos de retroalimentación y evaluación. (GONZÁLEZ; BENCHOFF; HUAPAYA; REMÓN, 2017).

Autores (GARCÍA-ARETIO, 2017; XIE; CHU; HWANG; WANG, 2019; SAINI; GOEL, 2019) declaran la importancia de la adaptación y personalización del aprendizaje para complementar la formación desde una perspectiva colaborativa y activa, no solo desde los LMS sino su incorporación con tecnologías educativas (propias de la educación o con fines educativos) u otras herramientas informáticas que soportan por ejemplo: redes sociales; redes colaborativas; entornos virtuales de investigación científica y comunidades profesionales digitales, que por sus funcionalidades son empleadas en el proceso de aprendizaje.

Es importante aclarar que la personalización y el aprendizaje adaptativo no es lo mismo (REPORTE EDUTRENDS, 2019). La primera se basa fundamentalmente en árboles de decisión que analiza exámenes diagnósticos y el segundo, impulsado por los datos, emplea algoritmos y análisis de los datos. Aun así (KISELEV; YAKUTENKO, 2020), existen diferentes concepciones en las cuáles pueden ser o no consideradas sinónimos.

Existen (ESCAMILLA; CALLEJA; ILLALBA; ESTEBAN; FUERTE; ROMÁN; MADRIGAL, 2014) dos modelos para el diseño de sistemas de aprendizaje adaptativos, como son: Impulsado por el contenido e Impulsado por la evaluación. El primero define el aprendizaje del estudiante en un entorno modular, basado en el monitoreo del desempeño, los metadatos y las interacciones entre el contenido y el estudiante, provee además información formativa y sumativa al profesor para que este pueda ajustar o modificar la instrucción. El segundo, se realiza prácticamente en tiempo real, y se ajusta según el desempeño del estudiante en la evaluación y su dominio del aprendizaje. En ambos, una de las formas de generar adaptabilidad es mediante la identificación de los estilos de aprendizaje, siendo para esto, los objetos de aprendizaje adaptativos y los metadatos cuestiones fundamentales (GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ; BECERRA-VÁZQUEZ; OLMOS-CORNEJO, 2018, p. 19).

En esta área de la Informática Educativa, unas de las tendencias para el aprendizaje adaptativo es el empleo de las ontologías. (ÁLVAREZ-LEBRUM, SALAZAR, OVALLE, 2016; CARDONA, VÉLEZ, JARAMILLO, 2018; GUEVARA, AGUILAR, 2019). Estas son “una especificación explícita y formal sobre una conceptualización consensuada” (STUDER; BENJAMINS; FENSEL, 1998, p. 222), definen conceptos, propiedades, relaciones, funciones, restricciones y axiomas; esta conceptualización se representa de una manera

formal, legible y utilizable.

Para extender y organizar su vocabulario se especifican reglas para combinar términos y sus relaciones, por lo cual poseen una taxonomía comprensible por un ordenador. La especificación de un dominio es una ontología si presenta dos tipos de componentes: los elementos y las relaciones entre estos. Los principales componentes son: conceptos; individuos, instancias o ejemplares; relaciones y reglas de restricción o axiomas. (GONZÁLEZ, 2016). Según este autor existen diversas clasificaciones según: el área o magnitud de conocimiento; el tipo de agente al que se destine; el grado de abstracción y el razonamiento lógico.

En la última década 2015-2019, diversos estudios teóricos se han publicados en Scopus y muestran el aumento del empleo de las ontologías en la educación, y en especial en el aprendizaje adaptativo y los recursos educativos digitales (AL-YAHYA; GEORGE; ALFARIES, 2015; NAJAFABADI; MAHRIN, 2016; JENSEN, 2017; TARUS; NIU; MUSTAFA, 2017; DANIEL, 2017; GEORGE; LAL, 2019; WU; DER-THANQ, 2020; XIE; CHU; HWANG, WANG, 2019; SAINI; GOEL, 2019). En ellos se analizan cuáles son los principales núcleos teóricos y áreas del conocimiento, destacándose: aprendizaje y rendimiento académico; evaluación de habilidades; los entornos virtuales de enseñanza – aprendizaje (EVEA); el e – learning personalizado (personalización del e – learning como también se le conoce); los repositorios de recursos educativos digitales; el perfil del estudiante y los objetos de aprendizaje (“adaptativos” o no).

Estos trabajos abordan tendencias en la educación hasta el 2018, para ello describen científicamente el contenido de las investigaciones pero no logran identificar por cada estudio la relación entre variables dependientes (VD) e independientes (VI). Lo anterior incide en la determinación de tendencias de las tecnologías educativas asociadas al empleo de las ontologías en la educación con énfasis en el aprendizaje adaptativo.

Las limitaciones expresadas anteriormente motivaron la realización de este trabajo, siendo el objetivo: explorar cuáles son las tendencias asociadas al empleo de las ontologías en la educación con énfasis en el aprendizaje adaptativo. Para ello se realizó un mapeo sistemático a la literatura presente en Scopus, IEEE Xplorer y ACM Digital Library, en el periodo 2015-2019.

El sustento teórico y metodológico de este estudio, sienta sus bases en investigaciones previas (AL-YAHYA; GEORGE; ALFARIES, 2015; NAJAFABADI; MAHRIN, 2016; JENSEN, 2017; TARUS; NIU; MUSTAFA, 2017; DANIEL, 2017; GEORGE; LAL, 2019; WU; DER-THANQ, 2020; XIE; CHU; HWANG; WANG, 2019; SAINI; GOEL, 2019) y en fundamentos psicopedagógicos, didácticos y tecnológicos asociados al constructivismo social.

Este artículo se conforma de la siguiente manera: en la Sección II se explica el método empleado para realizar el mapeo sistemático; a continuación (Sección III y Sección IV) se presentan los resultados y su discusión respectivamente y por último, se abordan las conclusiones del trabajo realizado.

## **2 Método**

El mapeo sistemático de la literatura es un método que permite determinar tendencias, clasificaciones y agrupaciones a partir del análisis de artículos y trabajos

científicos en general.

En esta investigación se exploró en la IEEE Xplorer, Scopus y ACM Digital Library. Se escogieron pues son base de datos y repositorios, respectivamente, en los cuáles se encuentran información científica de alto valor relacionado con la Informática y la Computación aplicada a la Educación.

Para la realización del mapeo sistemático se aplicó el protocolo PRISMA (URRÚTIA; BONFILL, 2010) con anotaciones (NEWSTETTER; SVINICKI, 2014), identificándose tres fases.

Fase 1: Extraer la información científica relacionado con el empleo de las ontologías en la educación con énfasis en el aprendizaje adaptativo perteneciente al periodo 2015-2019. En esta fase se formulan las preguntas de la investigación, los objetivos, palabras claves; los criterios de inclusión y exclusión y la estrategia de extracción de datos.

Fase 2: Su objetivo es clasificar, agrupar y determinar tendencias en el aprendizaje adaptativo. Para lograr esto, se aplican como tareas generales: la identificación de las investigaciones relevantes, selección de los estudios; evaluación de la calidad de las investigaciones y realización del análisis de contenido y estadístico de la información científica.

Fase 3: Discutir y analizar los resultados en el grupo de investigación de Interacción Humano – Computador de la Universidad de las Ciencias Informáticas, Cuba y del grupo de investigación en Educación a Distancia del Centro Nacional de Educación a Distancia de Cuba. Por último, se redacta el documento de investigación.

**Método de revisión.** Según (NEWSTETTER; SVINICKI, 2014), se debe determinar las preguntas de investigación; el proceso de búsqueda; criterios de selección; la extracción de datos y revisión de la documentación científica. Para reducir el sesgo, el estudio fue desarrollado por tres investigadores. La ejecución del método se realizó entre octubre de 2019 a marzo de 2020.

**Preguntas de la investigación:** Para su elaboración, se realizaron talleres científicos con expertos utilizando la técnica de lluvia de ideas. Las preguntas fueron:

Pregunta 1 (P1): ¿Cuáles son las relaciones VD y VI investigadas en el periodo 2015 – 2019 asociadas al empleo de las ontologías en la educación con énfasis en el aprendizaje adaptativo?

Pregunta 2 (P2): ¿Qué tipo de estudios predominan?

Pregunta 3 (P3): ¿Cuáles son las universidades y centros de investigación de mayor índice de impacto y cuál es su productividad científica?

Pregunta 4 (P4): ¿Cuáles son las tendencias asociadas al empleo de las ontologías en la educación con énfasis en el aprendizaje adaptativo?

En la **implementación** de las fases, se emplearon técnicas de búsqueda de información científica en la ACM Digital Library, IEEE Xplorer y Scopus. Se aplicaron combinaciones de los operadores lógicos AND y OR. La ecuación de búsqueda fue “ontology” AND “Higher Education” y se perfilaron con tres palabras claves “ontology AND personalization of learning environment”, “ontology AND personalization of e-learning” y “ontology AND adaptative learning” posteriormente los resultados se redujeron a las disciplinas (education, educational research). Se seleccionaron artículos de investigación (*research articles*), memorias de eventos (*conference proceedings*) y artículos de revisión (*review articles*), todos pertenecientes a los años de producción científica: 2015-2019.

**Criterios de inclusión y exclusión.** Los criterios de inclusión fueron: los resultados obtenidos deben estar relacionado con el empleo de las ontologías en la educación con énfasis en el aprendizaje adaptativo; estar redactados en inglés; ser estudios experimentales, descripción de propuestas computacionales y estudios teóricos o revisiones (casos excepcionales) de alto impacto en Scopus. Los criterios de exclusión están asociados al nivel de descripción de la propuesta, su relación con el objeto de estudio de las preguntas de la investigación, artículos duplicados, artículos cortos y tutoriales.

Se aplicó la técnica *Keywording*, (ODUN-AYO; GODDY-WORLU; YAHAYA; GETELOMA, 2019), lo cual implicó el análisis del resumen y palabras claves. A su vez, la identificación de un fundamento pedagógico (constructivismo social) para a partir de este, realizar el análisis de las evidencias encontradas en la búsqueda de información científica.

## 2.1 Muestra

En el análisis se seleccionaron 289 evidencias. Al aplicarse los criterios de inclusión y exclusión se redujeron a 53. El proceso se sintetiza en la Tabla I.

Tabla I: Fases en el proceso de búsqueda bibliográfica.

	ACM Digital Library	IEEE Xplorer	Scopus
FASE I	94	100	95
FASE II	5	16	32
N = 53			

Fuente: Elaboración propia.

## 2.2 Análisis de datos

Se establecieron como indicadores bibliométricos:

- Indicadores de salida: Productividad diacrónica.
- Indicadores de impacto: Influencia de la producción científica en instituciones y países.

La información se extrajo desde la ACM Digital Library, IEEE Xplorer y Scopus.

## 2.3 Criterios de riesgo del sesgo

Para asegurar la calidad de la literatura seleccionada, se elaboraron criterios y se puntuó cada artículo, siendo los de mayor puntaje los 53 seleccionados. Se destacan los criterios: ¿las soluciones son experimentales o describen alguna herramienta computacional? ¿el estudio está correctamente diseñado? ¿se responden todas las preguntas de la investigación? ¿se identifican las variables? ¿se declaran los métodos empleados?

## 2.4 Amenaza de la validez

Para disminuir la amenaza de la validez interna se analizó cada evidencia bajo un procedimiento que incluyó: palabras claves; variables asociadas al empleo de las ontologías en la educación con énfasis en el aprendizaje adaptativo; tipo de investigación y

estrategia empleada. Para la validez externa, se descartaron los trabajos que no argumentaban la validación de sus resultados. En cuanto a la validez de conclusión, se desarrolló un formulario y se aplicó la técnica *Keywording*. Para la validez del constructo relacionado con el sesgo en la selección de estudios, se diseñó el protocolo de revisión abordado anteriormente.

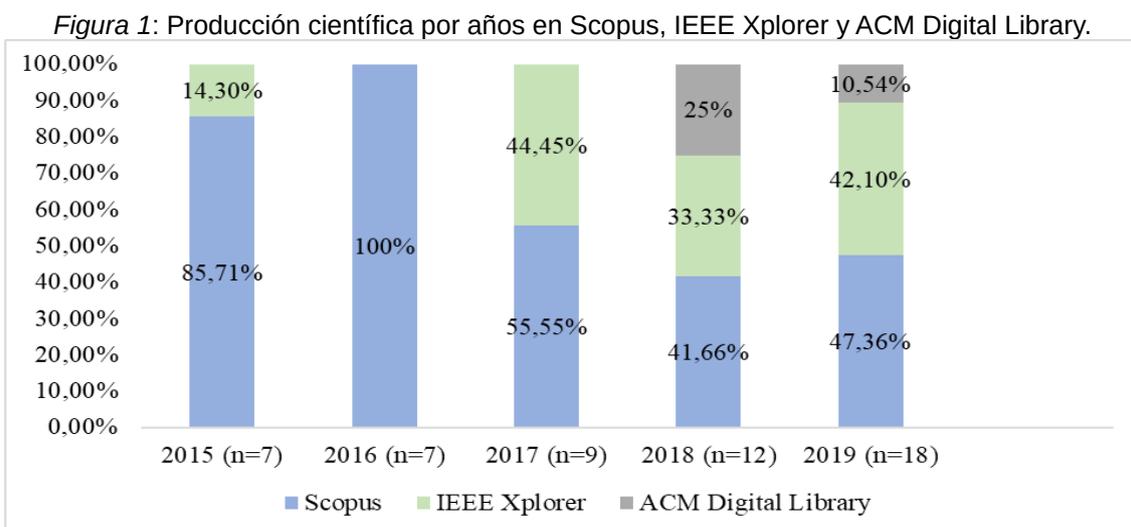
## 2.5 Delimitación del área de la Informática Educativa

Teniendo en cuenta que el área del conocimiento de las ontologías en la educación con énfasis en el aprendizaje adaptativo, es amplio, se decidió partiendo de lo establecido en la literatura (JENSEN, 2017; TARUS; NIU; MUSTAFA, 2017; DANIEL, 2017; GEORGE; LAL, 2019; WU; DER-THANQ, 2020; XIE; CHU; HWANG; WANG, 2019; SAINI; GOEL, 2019), solo abarcar las siguientes VD: repositorios de recursos educativos digitales; perfil del estudiante; e-learning; objetos de aprendizaje; estilos de aprendizaje; clasificación y agrupación de estudiantes; evaluación de habilidades; EVEA; aprendizaje colaborativo; e-learning personalizado; evaluación académica; motor de búsqueda educativo; sistema de aprendizaje adaptativo y aprendizaje y rendimiento académico.

## 3 Resultados

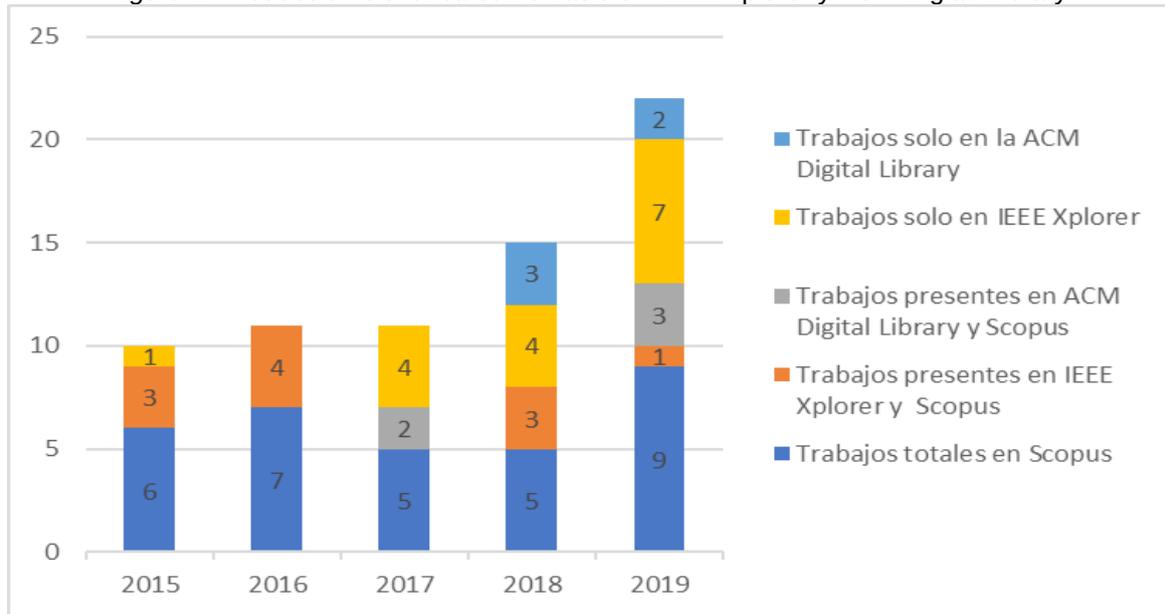
### 3.1 Indicadores de salida

Considerando el año de producción y teniendo en cuenta que la revisión abarcó solo 2015-2019, se muestra una evolución en la publicación de artículos de la temática en cuestión. Para determinarlo, se grafica en dos direcciones. Primeramente (Figura 1) se representa el porcentaje neto de artículos, es decir, los no duplicados (si se encuentra indexados en IEEE Xplorer y Scopus o Scopus y ACM Digital Library, se asoció solo a Scopus, y si se encuentran en IEEE Xplorer y ACM Digital Library, se asumió solo a la IEEE Xplorer). En la Figura 2, se analizó desde una perspectiva singular.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 2: Producción científica con énfasis en IEEE Xplorer y ACM Digital Library.



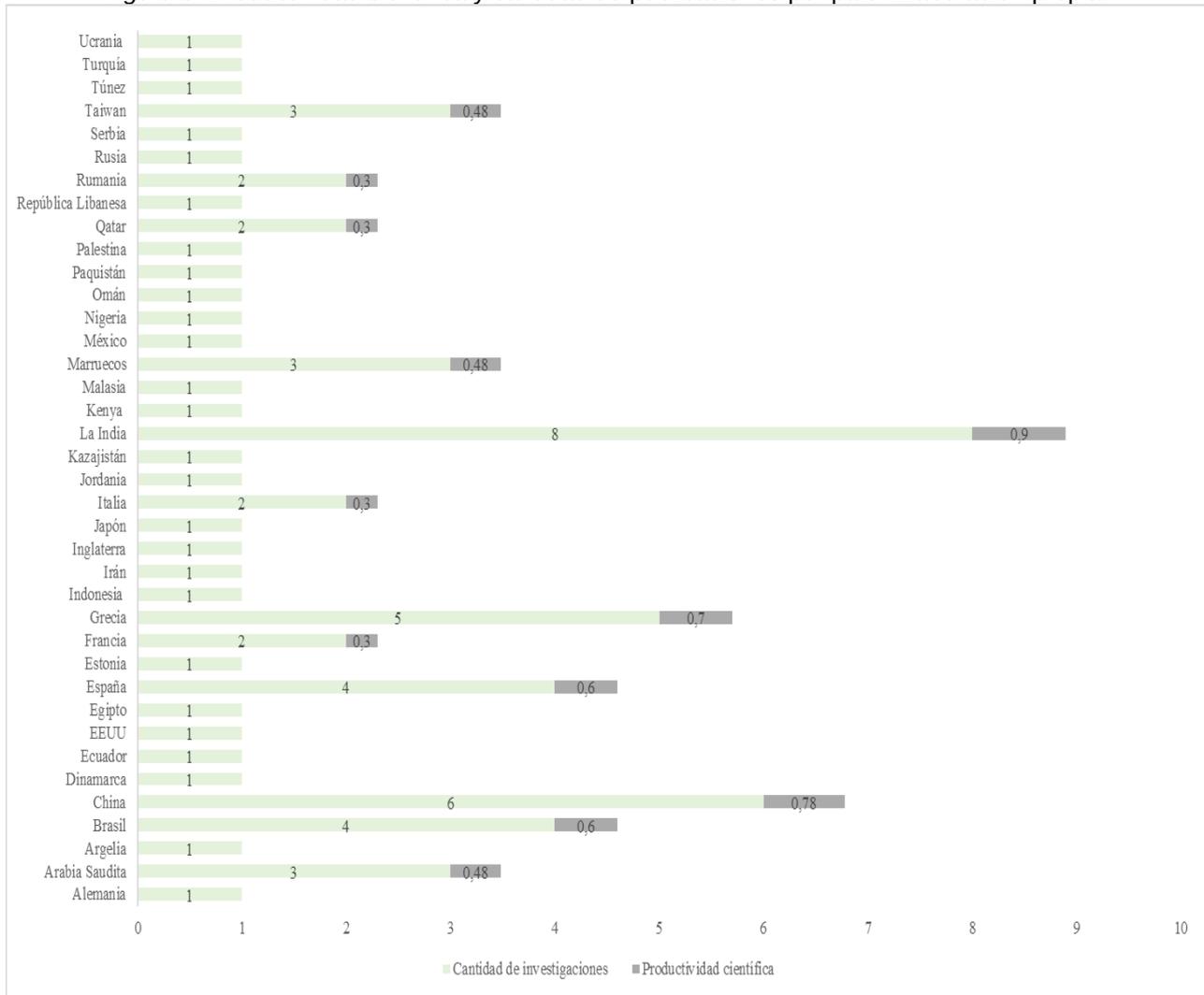
Fuente: Elaboración propia.

### 3.2 Indicadores de impacto

La productividad científica de los países<sup>1</sup> (Figura 3) evidencia que La India, China, Grecia, Brasil, España, Marruecos, Qatar, Taiwán y Rumanía, son los más destacados. Sin embargo, China, La India, España y Taiwán son los que muestran mayor cantidad de universidades por estudios realizados.

1 Es válido acotar que se incluyen la procedencia de autores y coautores de los trabajos analizados.

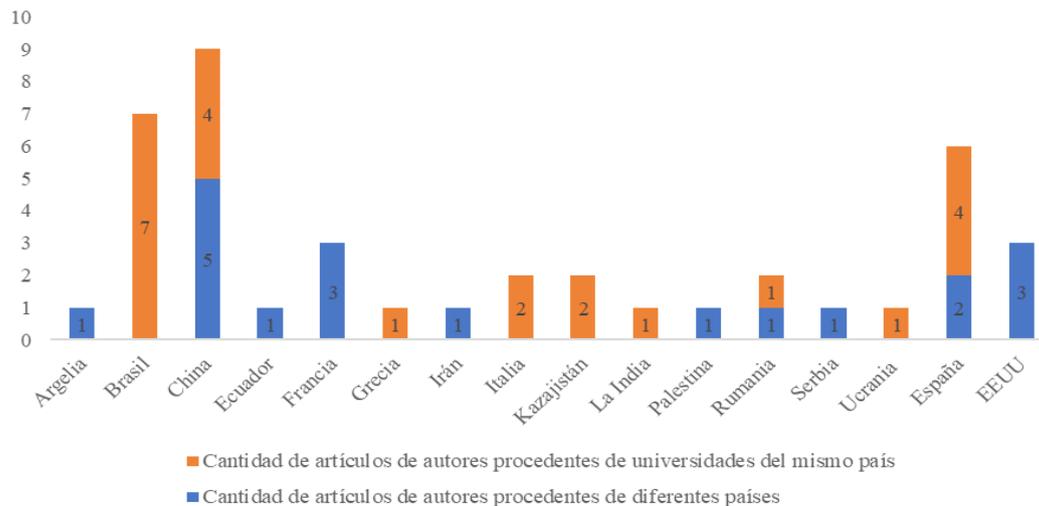
**Figura 3: Productividad científica y cantidad de publicaciones por país. Elaboración propia.**



Fuente: Elaboración propia.

Al analizar la colaboración científica (Figura 4), China, Francia, España y EEUU, se destacan en la redacción de trabajos con autores de distintos países, mientras que Brasil, China, Italia y Kazajistán, en cuanto a la colaboración con autores procedentes de universidades del propio país. En la figura solo muestran aquellos países que muestran colaboración científica en las dos direcciones que se establecen como indicadores.

Figura 4: Relación países y colaboración científica.



Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a la P1, los pares de variables VD y VI a analizar, están acordes a los trabajos teóricos publicados anteriormente (AL-YAHYA; GEORGE; ALFARIES, 2015; NAJAFABADI; MAHRIN, 2016; JENSEN, 2017; TARUS; NIU; MUSTAFA, 2017; DANIEL, 2017; GEORGE; LAL, 2019; WU; DER-THANQ, 2020; XIE; CHU; HWANG; WANG, 2019; SAINI; GOEL, 2019).

Entre las VD y VI investigados en el periodo 2015-2019 se destacan (Tabla 1, Tabla 2, Tabla 3), los siguientes pares:

- Sistema de aprendizaje adaptativo – Modelo basado en ontologías difusas.
- EVEA – Recomendaciones basadas en conocimientos.
- Evaluación de habilidades – Modelo basado en ontologías difusas.
- Clasificación y agrupación de estudiantes – Modelo basado en ontologías.
- Objetos de aprendizaje – Modelo basado en ontologías.
- Estilos de aprendizaje – Modelo basado en ontologías.
- E-learning personalizado – Modelo basado en ontologías

Estos resultados se asemejan a los obtenidos en investigaciones relevantes (citaciones en Scopus) (Tabla 4 y Tabla 5), destacándose los pares:

- E-learning personalizado – Modelo basado en ontologías
- Aprendizaje – Modelo basado en ontologías
- Repositorios de recursos educativos digitales – Máquinas de soporte vectorial
- Estilos de aprendizaje – Sistema consciente del contexto basado en algoritmos genéticos
- Estilos de aprendizaje – Modelo basado en ontologías
- Evaluación de habilidades – Modelo basado en ontologías
- EVEA – Recomendaciones basadas en conocimientos.
- EVEA – Técnicas de filtrado colaborativo.

Tabla 1: Variables abordadas en las publicaciones analizadas.

Investigaciones	Variable dependiente	Variable independiente	País
MOURIÑO-GARCÍA; PÉREZ-RODRÍGUEZ; ANIDO-RIFÓN; FERNÁNDEZ-IGLESIAS; DARRIBA -BILBAO (2018)	Repositorios de recursos educativos digitales	Máquinas de soporte vectorial	España
GASMI; BOURAS (2018)	Perfil del estudiante	Proceso analítico jerárquico	Qatar
GEORGE; LAL (2019)	E - learning	Sistema de recomendaciones basadas en ontologías	La India
FRAIHAT; SHAMBOUR (2015)	Objetos de aprendizaje	Sistemas de recomendación semántica	Jordania
HARRATHI; TOUZANI; BRAHAM (2017)	Perfil del estudiante	Recomendación de actividades de aprendizaje	Irán Arabia Saudita
LABIB; CANÓS; PENADÉS (2017)	Estilos de aprendizaje	Sistema consciente del contexto	España
OBEID; LAHOUD; EL KHOURY; CHAMPIN (2018)	Clasificación y agrupación de estudiantes	Técnicas de aprendizaje automático	Francia
			Turquía
			República Libanesa
OUF; ELLATIF; SALAMA; HELMY (2017)	Objetos de aprendizaje	Modelo basado en ontologías	Egipto
RANI, NAYAK, VYAS (2015)	Estilos de aprendizaje		La India
SALEENA; SRIVATSA (2015)	Sistema de aprendizaje adaptativo	Modelo basado en ontologías difusas	La India
GOMATHI; RAJAMANI (2017)	Evaluación de habilidades		La India
LENDYUK; RIPPA; BODNAR; SACHENKO (2018)	Sistema de aprendizaje adaptativo		Ucrania
TARUS; NIU; MUSTAFA (2018)	Entorno virtual de aprendizaje	Recomendaciones basadas en conocimientos	China
			Kenya
			EEUU
KLAŠNJA-MILIĆEVIĆ; IVANOVIĆ; NANOPOULOS (2015)	Entorno virtual de aprendizaje		Pakistán
			Serbia
			Alemania
DASCALU; BODEA; MIHAILESCU; TANASE; ORDOÑEZ DE PABLOS (2016)	Aprendizaje colaborativo		Rumania
			Rumania
			España
NAJAFABADI; MAHRIN (2016)	EVEA	Técnicas de filtrado colaborativo	Malasia
NABIL; MEDHAT (2019)		Evaluador de ontología terminológica	Palestina Inglaterra

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 2: Variables abordadas en las publicaciones analizadas.

Investigaciones	Variable dependiente	Variable independiente	Países
JENSEN (2017)	Objetos de aprendizaje	Modelo basado en ontologías	Dinamarca
NAHHAS; BAMASAG; KHEMAKHEM; BAJNAID (2019)	EVEA		Arabia Saudita
NOUIRA; CHENITI-BELCADHI; BRAHAM (2019)			Túnez
PALOMBI; JOUANOT; NZIENGAM; OMIDVAR-TEHRANI; ROUSSET; SANCHEZ (2019)			Francia
XIE; CHU; HWANG; WANG (2019)	E-learning personalizado		China
			Taiwán
			Taiwán
RAMÍREZ-NORIEGA; JUAREZ-RAMÍREZ; JIMÉNEZ; INZUNZA; NAVARO; LÓPEZ-MARTÍNEZ (2017)	Evaluación de habilidades		México
BOUREKKACHE; KAZAR; ABIK; TIGANE; KAHLLOUL (2019)	Estilos de aprendizaje		Argelia
AJETUNMOBI; DARAMOLA (2017)	Evaluación de habilidades		Marruecos
			Nigeria
AMINAH; AFRIYANTI; KRISNADHI (2017)	Evaluación académica		Indonesia
CHENG; ZHANG; SHI (2018)	E-learning personalizado		China
COSTA, SALVADOR, AMORIM (2018)	Evaluación académica		Brasil
AL-YAHYA; GEORGE; ALFARIES (2015)	E - learning		Arabia Saudita
AL-ABRI; JAMOSSI; ALKHANJARI; KRAIEM (2019)	Aprendizaje colaborativo	Omán	
RANI; NAYAK; VYAS (2015)	Estilos de aprendizaje	La India	

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 3: Variables abordadas en las publicaciones analizadas.

Investigaciones	Variable dependiente	Variable independiente	Países
EL GUEMMAT; OUAHABI (2019)	Motor de búsqueda educativo	Modelo basado en ontologías	Marruecos
FERREIRA; BRANT-RIBEIRO; ARAUJO; DORCA; CATTELAN (2016)	Sistema de aprendizaje adaptativo		Brasil
KALOGERAKI; TROUSSAS; APOSTOLOU; VIRVOU; PANAYIOTOPOULOS (2016)	Objetos de aprendizaje		Grecia
KUBEKOV; ZHAKSYBAEVA; NAUMENKO; UTEGENOVA (2018)	Sistema de aprendizaje adaptativo		Kazajistán
LEE; WANG; HUANG; CHEN; HUANG; YANG; CHIEN, PI; KUBOTA (2018)	Evaluación de habilidades		Taiwán
MALAEB; ERBAD; ALJA'AM (2015)	Aprendizaje y rendimiento académico		Japón
RAUD; VODOVOZOV; PETLENKOV; SERBIN (2018)			Qatar
TZOUMPA; KARVOUNIDIS; DOULIGERIS (2016)			Estonia
WHAN; WHAN; XU; BAI; YANG; HUANG (2019)			Grecia
YANG (2016)			China
GRIVOKOSTOPOULOU; PERIKOS; PARASKEVAS; HATZILYGEROUDIS (2019)	Objetos de aprendizaje		China
COSTA; SOUZA; SALVADOR; AMORIM (2019)	E-learning personalizado		Grecia
LMATI; ZAHRA; AITDAOUD; DOUZI; BENLAHMAR; TALBI; ACHTAICH; NAMIR (2015)	Objetos de aprendizaje		Brasil
CHALCO-CHALLCO; ISOTANI; BITTENCOURT (2019)	Sistema de aprendizaje adaptativo		Alineación de ontologías
RAHEB; STERGIOU; KATIFORI; IOANNIDIS (2019)	Aprendizaje colaborativo	Gamificación y ontologías	Brasil
EL RAHEB; KASOMOULIS; KATIFORI; REZKALLA; IOANNIDIS (2018)	Aprendizaje y rendimiento académico	Modelo basado en ontologías	Grecia
ZHAO; ZHANG; WAN (2015)			Grecia
KISELEV; YAKUTENKO (2020)	EVEA		China
SAINI; GOEL (2019)	Aprendizaje y Rendimiento académico		Rusia
RAJ; RENUMOL (2018)			La India
DE MEDIO; LIMONGELLI; SCIARRONE; TEMPERINI (2019)	Creación de cursos	Sistema de recomendaciones semántica	La India
RIVERA; TAPIA-LEON; LUJAN-MORA (2018)	EVEA		Italia
JOY; RAJ; RENUMOL (2019)			Ecuador
			La India

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4: Variables trabajadas en investigaciones relevantes.

Investigaciones (Citas en Scopus: $10 \leq n \leq 20$ )	Variables trabajadas	
	Dependiente	Independiente
RANI, NAYAK, VYAS (2015); SALEENA, SRIVATSA (2015); GOMATHI, RAJAMANI (2017)	Estilos de aprendizaje	Modelo basado en ontologías
	Sistema de aprendizaje adaptativo	
	Evaluación de habilidades	
CHENG, ZHANG, SHI (2018); TARUS, NIU, MUSTAFA (2018); XIE, CHU, HWANG, WANG (2019)	EVEA	Recomendaciones basadas en conocimientos
	E-learning personalizado	Modelo basado en ontologías
TZOUMPA, KARVOUNIDIS, DOULIGERIS (2016); EL RAHEB, KASOMOULIS, KATIFORI, REZKALLA, IOANNIDIS (2018); RAHEB, STERGIU, KATIFORI, IOANNIDIS (2019)	Aprendizaje y rendimiento académico	Modelo basado en ontologías
DASCALU, BODEA, MIHAILESCU, TANASE, ORDOÑEZ DE PABLOS (2016); LABIB, CANÓS, PENADÉS (2017); MOURIÑO-GARCÍA, PÉREZ-RODRÍGUEZ, ANIDO-RIFÓN, FERNÁNDEZ-IGLESIAS, DARRIBA-BILBAO (2018); RIVERA, TAPIA-LEON, LUJAN-MORA (2018)	Repositorios de recursos educativos digitales	Máquinas de soporte vectorial
	Estilos de aprendizaje	Sistema consciente del contexto basado en algoritmos genéticos
	Aprendizaje colaborativo y EVEA	Recomendaciones basadas en conocimientos
FERREIRA, BRANT-RIBEIRO, ARAUJO, DORCA, CATTELAN (2016); COSTA, SALVADOR, AMORIM (2018)	Evaluación académica	Modelo basado en ontologías
	Sistema de aprendizaje adaptativo	

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 5: Relación tipos de estudios, variables y autores.

Investigaciones (citas en Scopus n > 20)	Variables	
	Dependiente	Independiente
LABIB; CANÓS; PENADÉS (2017)	Estilos de aprendizaje	Sistema consciente del contexto basado en algoritmos genéticos
CHENG; ZHANG; SHI (2018)	E-learning personalizado	Modelo basado en ontologías
AL-YAHYA; GEORGE; ALFARIES (2015)	Entorno virtual de aprendizaje	Modelo basado en ontologías y técnicas de agregación
NAJAFABADI; MAHRIN (2016)		Técnicas de filtrado colaborativo
KLAŠNJA-MILIĆEVIĆ; IVANOVIĆ; NANOPOULOS (2015); TARUS; NIU; MUSTAFA (2018)		Recomendaciones basadas en conocimientos
FRAIHAT; SHAMBOUR (2015)	Objetos de aprendizaje	Sistemas basados en ontologías o esquemas de conceptos
RANI; NAYAK; VYAS (2015)	Estilos de aprendizaje	Modelo basado en ontologías
SALEENA; SRIVATSA (2015).	Sistema de aprendizaje adaptativo	
FERREIRA; BRANT-RIBEIRO; ARAUJO; DORCA; CATTELAN (2016)	Evaluación de habilidades	
AJETUNMOBI; DARAMOLA (2017)	Entorno virtual de aprendizaje	
NAHHAS; BAMASAG; KHEMAKHEM; BAJNAID (2019)		

Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a la P2, se observa que los tipos de estudios predominantes son los no experimentales (76,36%), asociados a la descripción de tecnologías (56,61%) y revisiones teóricas (20,75%) y en un segundo lugar, con diseños experimentales (22,64%). Lo cual hace notar los pocos resultados experimentales presentes en la literatura.

En lo relacionado con la P3, entre las universidades y centros de investigación que mayores índices de impacto y productividad científica tienen (Tabla 6, Tabla 7, Tabla 8) se encuentran<sup>2</sup>: Vellore Institute of Technology; King Saud University; Universidad Politécnica de Valencia; St. Joseph's College of Engineering; Beijing Institute of Technology y Communication University of China.

De los 19 estudios con mayor índice de impacto ( $n \geq 11$ ), el 73,68 % están indexados en Scopus y 26,32 % en la IEEE Xplorer, siendo la Vellore Institute of Technology, la que se destaca en cuanto a la cantidad de publicaciones. A su vez, las de mayores cantidades de citas ( $n \geq 132$ ) son: Universidad Politécnica de Valencia; King Abdulaziz University; Covenant University y Communication University of China.

2 Es importante destacar que los nombres de las universidades se enuncian según lo declararon los autores en los estudios analizados.

Tabla 6: Relación universidades, centros de investigación y productividad científica.

Universidad	Indexación	Índice de impacto <sup>3</sup>
Universidad de Vigo	Scopus	3
Qatar University	Scopus	4
Vellore Institute of Technology	Scopus	11
King Saud University	Scopus	34
Universidad politecnica de Valencia	Scopus	133
Helwan University	Scopus	5
IIIT, Allahabad	Scopus	72
St. Joseph's College of Engineering	Scopus	20
Beijing Institute of Technology	Scopus	52
Moi University	Scopus	-
University of Pittsburgh	Scopus	52
University of the Punjab	Scopus	52
Universiti Teknologi Malaysia	Scopus	18
University of Novi Sad	Scopus	44
Katholische Universität Eichstätt-Ingolstadt	Scopus	44
University Politehnica of Bucharest	Scopus	4
Bucharest University of Economic Studies	Scopus	4
Universidad de Oviedo	Scopus	4
Anna University	Scopus	4
University of Southern Denmark	Scopus	7
King Abdulaziz University	Scopus	177
Sousse University	Scopus	-
Université Grenoble Alpes	Scopus	3
University of Hong Kong	Scopus	7
Soochow University	Scopus	7
National Taiwan University of Science and Technology	Scopus	7
Federal Institute of Sertão Pernambucano IFSertão	Scopus	1
Federal University of Bahia – UFBA	Scopus	1
University of the State of Bahia – UNEB	Scopus	1
Federal Institute of Minas Gerais	Scopus	12
Federal University of Uberlandia	Scopus	12
University of Piraeus	Scopus	1,5
National University of Tainan	Scopus	2
Tokyo Metropolitan University	Scopus	2
Hassan II University, Casablanca	Scopus	1
Shanghai Dianji University	Scopus	-

Fuente: Elaboración propia.

3 Índice de impacto=Citas/Cantidad de publicaciones. Elaboración propia.

Tabla 7: Relación universidades, centros de investigación y productividad científica.

Universidad	Indexación	Índice de impacto
Central China Normal University	Scopus	-
South-Central University for Nationalities	Scopus	-
Roma Tre University	Scopus	-
Sapienza university of Rome	Scopus	-
National Research Nuclear University	Scopus	-
Universidad de Guayaquil	Scopus	2
Universidad de Alicante	Scopus	2
University of Athens	Scopus	2
Indian Institute of Technology Ropar	Scopus	-
Al-Ahliyya Amman University	IEEE Xplore	28
Sultan Qaboos University	IEEE Xplore	1
University of Sousse	IEEE Xplore	4
University of Taibah	IEEE Xplore	4
Universidad Autonoma de Baja California	IEEE Xplore	2
University of Biskra	IEEE Xplore	22
Mohammed V University	IEEE Xplore	22
Covenant University	IEEE Xplore	132
Universitas Indonesia	IEEE Xplore	4
Communication University of China	IEEE Xplore	158
Federal Institute of Sertão Pernambucano IFSertão	IEEE Xplore	-
Federal University of Bahia - UFBA	IEEE Xplore	-
University of the State of Bahia - UNEB	IEEE Xplore	-
Hassan II University, Casablanca	IEEE Xplore	-
Institute of Information and Computational Technologies	IEEE Xplore	-
Turan University	IEEE Xplore	-
Ternopil National Economic University	IEEE Xplore	2
University of State Tax Service	IEEE Xplore	-
Ternopil Volodymyr Hnatiuk National Pedagogical University	IEEE Xplore	2
Tallinn university	IEEE Xplore	-
Jilin University	IEEE Xplore	-
University of Sao Paulo	IEEE Xplore	-
Federal University of Alagoas	IEEE Xplore	-
University of Patras	IEEE Xplore	-
University of Peloponnese	IEEE Xplore	-

Fuente: de los autores.

Tabla 8: Relación universidades, centros de investigación y productividad científica.

Universidad	Indexación	Índice de impacto
University Lyon	ACM Proceedings	5
Galatasaray University	ACM Proceedings	5
Lebanese University	ACM Proceedings	5
An-Najah Natioanl University	ACM Proceedings	-
Birmingham City University	ACM Proceedings	-
Cochin University of Science and Technology Kochi	ACM Proceedings	-
University of Athens	ACM Proceedings	3

Indian Institute of Technology Ropar	ACM Proceedings	1
--------------------------------------	-----------------	---

Fuente: de los autores.

#### 4 Discusión

El aprendizaje adaptativo es un enfoque para crear y propiciar experiencias sustentado en un sistema computacional que utiliza, analiza, interpreta y toma de decisiones a partir de los datos, es decir, de la propia retroalimentación propiciada a través de la interacción estudiante–tecnología del aprendizaje, recordando que esta última, no se limita a los LMS sino a todos los recursos informáticos empleados en el proceso educativo.

Para responder la P4, es válido destacar que en el periodo 2004-2015, (NAJAFABADI; MAHRIN, 2016; AL-YAHYA; GEORGE; ALFARIES, 2015) las principales investigaciones abordan que los sistemas de recomendaciones basado en ontologías están dirigidas a determinar el perfil de estudiante y materiales de aprendizaje adaptativos, empleándose en mayor medida la técnica de filtrado colaborativo. En estos años, se destaca el modelado de procesos de enseñanza-aprendizaje reutilizables con XML, UML e IMS-LD y el uso de objetos de aprendizaje, estos últimos (NAJAFABADI; MAHRIN, 2016) siguiendo la siguiente clasificación: (1) modelado y gestión curricular (*curriculum modeling and management*), posibilitando la adecuación de las unidades de aprendizaje al rendimiento de cada estudiante; (2) descripción de dominios de aprendizaje o del conocimiento (*describing learning domains*), favoreciendo la recuperación de contenidos y tareas de aprendizaje; (3) la descripción del estudiante basado en sus datos (*describing learner data*), implicando el aprendizaje adaptativo basado en el desempeño y del rendimiento académico y, por último, (4) la descripción de los servicios del e-learning (*describing e-learning services*), contribuyendo a la interoperabilidad de los sistemas homogéneos, y (4) la evaluación sustentada en un sistema basado en ontologías (*ontology-based assessment system*), en la que se integra y marca las respuestas de texto libre a preguntas conceptuales a partir de ontologías de dominio.

En el periodo 2015-2019, las investigaciones asociadas a los sistemas de recomendaciones semánticas, potencian el uso de modelos de espacio vectorial (*Vector Space Model* (VSM)) con frecuencia de término – frecuencia inversa de documento (*Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF)). En ellas se aplican, la recomendación basada en confianza, estableciendo conexiones en las distintas redes sociales académicas o educativas, propiciando alternativas para la evaluación adaptativa; la creación de espacios virtuales de aprendizaje más personalizados y colaborativos.

En este ámbito se incluyen dentro de los modelos basados en ontologías técnicas difusas y la de filtrado colaborativo. (MORADI; AHMADIAN, 2015; KLAŠNJA-MILIĆEVIĆ; IVANOVIĆ; NANOPOULOS, 2015; DASCALU; BODEA; MIHAILESCU; TANASE; ORDOÑEZ DE PABLOS, 2016; NAJAFABADI; MAHRIN, 2016; GOMATHI; RAJAMANI, 2017; TARUS; NIU; MUSTAFA, 2017).

El análisis realizado permite observar una tendencia al desarrollo de objetos de aprendizaje adaptativos (OAA), el cual es adaptable a cualquier contexto. Ellos están compuestos por objetos de aprendizaje; unidades; reglas y metadatos de adaptación. Para lograr un adecuado diseño ingenieril e implementación de los OAA se emplea una arquitectura orientada por ontologías como extensión de la arquitectura orientada por modelos.

Es importante destacar que en este ámbito, es empleado el estándar IEEE-LOM, utilizados para adaptar los objetos de aprendizaje al perfil del estudiante. En esta dirección, se muestra una coincidencia que en los sistemas de recomendación de OAA se empleen diversas técnicas, por ejemplos: basados por contenido (perfil de usuario, identificando necesidades y característica del estudiante), filtrado colaborativo (perfiles de usuario similares según un modelo estadístico) y basado en recomendación semántico (utilizan el conocimiento ontológico para describir los elementos obteniendo una representación profunda y estructurada del contenido). Aunque por tendencia se utiliza una de las tres técnicas, se observa publicaciones que emplean métodos híbridos mejorando la calidad de la recomendación, sin embargo aún son incipientes debido a la problemática de la correspondencia entre usuarios y estrategias adaptativas.

Para evaluar el rendimiento de la recomendación realizada existen distintas métricas las cuáles dependen de la base de datos escogida y de la técnica empleada, ejemplo de ello se observa:

- Filtrado colaborativo (CHEN; NIU; ZHAO; LI, 2012; ZHAO; NIU; WANG; NIU; LIU, 2015; TARUS; NIU; MUSTAFA, 2017): Los cálculos más comunes son *K vecinos más cercanos* y el “ajuste” de la similitud del coseno. La semejanza entre los dos elementos se calcula como:

$$Sim_{i,j} = \frac{\sum(r_{u,i} - \bar{r}_u)(r_{u,j} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum(r_{u,i} - \bar{r}_u)^2 \sum(r_{u,j} - \bar{r}_u)^2}}$$

Donde  $r_{u,i}$  es la calificación expresada por el usuario (u) al elemento (i);  $\bar{r}_u$  es la calificación promedio expresada por (u).

- Basado en contenido (RICCI, ROKACH, SHAPIRA, 2011; TARUS, NIU, MUSTAFA, 2017): Se emplea el modelo mencionado anteriormente, asociado al de espacio vectorial (*Vector Space Model (VSM)*) con frecuencia de término – frecuencia inversa de documento (*Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)*). El TF – IDF se calcula como:

$$TF_{IDF}(t_k, d_j) = TF(t_k, d_j) \times \log \frac{N}{n_k}$$

Donde  $d_j$ , representa el documento en un espacio vectorial n – dimensional ( $d_j = (w_{1,j}, w_{2,j}, \dots, w_{n,j})$ ),  $t_k$  denota la palabra clave en el documento  $d_j$ ; N es el número de documentos y  $n_k$  representa la cantidad de documentos en toda la colección en lo que  $t_k$  aparece al menos una vez.

- Basado en métodos híbridos (ZHAO; NIU; CHEN; SHI; NIU; LIU, 2015; RODRÍGUEZ; DUQUE; OVALLE, 2016; TIAN; ZHENG; WANG; ZHANG; WU, 2019): Se basan fundamentalmente en la integración de al menos de dos técnicas, empleando para ello los algoritmos ponderados; de

conmutación; cascada y las de función de aumento.

- Basados en sistemas de recomendación semánticos (SANTOS; BOTICARIO, 2013, 2015; AGGARWAL, 2016). Estos están orientados para responder a las principales limitaciones que presentan los métodos anteriores asociadas al arranque en frío (*cold-start*). Las recomendaciones que se realizan en los OAA no dependen de las valoraciones de los estudiantes sino que están basadas en el conocimiento del dominio. Para ello se integran métodos de retroalimentación de relevancia y de inferencia basados en el dominio. Para medir la calidad de la lista de OAA recomendados se emplea

$$\text{Precisión} = \frac{R(TD)}{TD}$$
$$\text{Exhaustividad} = \frac{R(TD)}{TR}$$

TD representa el total de OAA recomendados, R(TD) el número de elementos relevantes entre los TD primeros de la lista de recomendación y TR es el número total de elementos relevantes para un usuario u.

El índice de exhaustividad proporciona una medida del sistema para recomendar documentos que puedan ser relevantes para el usuario y el de precisión muestra la habilidad de sistema para evitar el ruido. (UTRERA; SIMÓN, 2017).

También en este periodo 2015–2019, los modelos basados en ontologías, muestran un énfasis en la inclusión de técnicas difusas y métodos híbridos que incluyen algoritmos genéticos para potenciar el aprendizaje adaptativo. (DASCALU; BODEA; MIHAILESCU; TANASE; ORDOÑEZ DE PABLOS, 2016; LABIB; CANÓS; PENADÉS, 2017; MOURIÑO-GARCÍA; PÉREZ-RODRÍGUEZ; ANIDO-RIFÓN; FERNÁNDEZ-IGLESIAS; DARRIBA-BILBAO, 2018; CHENG; ZHANG; SHI, 2018; RIVERA; TAPIALEON; LUJAN-MORA, 2018).

Sin embargo, (OUF ELLATIF; SALAMA; HELMY, 2017), uno de los peligros en el aprendizaje adaptativo es que en el proceso de enseñanza-aprendizaje se utilizan diferentes tecnologías educativas (por ejemplo: LMS; redes académicas y entornos virtuales de investigación científica), y se emplean varios tipos de dominios y distintos tipos de conceptos, dificultando la reutilización del conocimiento entre los sistemas. En este sentido, este autor, elaboró un modelo de aprendizaje adaptativo basado en ontologías, enriquecido por un conjunto de reglas y caracterizado por: un modelo de aprendizaje ontológico; una ontología de objetos de aprendizaje; actividades de aprendizaje basados en ontologías; y un método de enseñanza basado en ontología; superando las debilidades que poseían los modelos: Tangram (PRAMITASARI; HIDAYANTO; AMINAH; KRISNADHI, RAMADHANIE, 2009), Protus (YARANDI; HOSSEINI; HOSSEINI, 2014; YARANDI; JAHANKHANI; TAWIL, 2013) y Selcor (KURILOVAS; ZILINSKIENE; DAGIENE, 2014).

Siguiendo esta concepción, los autores (COSTA; SOUZA; SALVADOR; AMORIM, 2019), proponen un sistema de evaluación de rendimiento académico basado en la integración entre la analítica de aprendizaje y la ontología computacional. Se aprovecha la recogida y análisis de datos en tiempo real en el marco xAPI (estándar de experiencias de aprendizaje). El empleo de este estándar en los LMS le propicia al profesor alternativas

para valorar el rendimiento estudiantil desde la interconexión entre el entorno virtual de aprendizaje diseñado y otros sistemas informáticos. Se logra describir un lenguaje común para comunicar los sistemas de software. A su vez, la integración entre xAPI y el SCROM (conjunto de normas y especificaciones orientadas a la formación desde el e-learning) potencian hacia un aprendizaje más personalizado, (GROS; MAINA, 2016; RAMIREZ; COLLAZOS; MOREIRA; FARDOUN, 2018).

Las investigaciones recientes muestran una tendencia hacia la concepción de métodos híbridos en el diseño de modelos basados en ontologías y de los sistemas de recomendaciones basados en ontologías, integrando técnicas de filtrado colaborativo y de tendencias; así como la coincidencia ontológica y el uso de algoritmos genéticos para realizar la recomendación de contenidos y materiales de aprendizaje.

En coherencia con lo establecido en la literatura científica (TIBANÁ-HERRERA; FERNÁNDEZ-BAJÓN; DE MOYA-ANEGÓN, 2018; GEORGE; LAL, 2019), las investigaciones asociadas a los sistemas de recomendación de OAA y de las ontologías en el aprendizaje adaptativo en sentido general, muestran una tendencia más a lo educativo que a lo técnico. Ello viene aparejado a la conocida relación: pedagogía emergente y tecnología emergente. (ADELL; CASTAÑEDA, 2012; ANDRÉS; JESÚS; DE BENITO, 2018; TURPO-GEBERA; GARCÍA-PEÑALVO, 2019).

## 5 Conclusiones

El mapeo sistemático permitió identificar la relación entre las VD y VI presentes en 53 estudios procedentes de Scopus, IEEE Xplorer y la ACM Digital Library. A su vez, se clasifican los tipos de estudios que predominan en las investigaciones analizadas y se representan las universidades y centros de investigación de mayor índice de impacto y productividad científica.

En esencia las principales tendencias asociadas al empleo de las ontologías en el aprendizaje adaptativo, son: (1) la inclusión de técnicas difusas, de filtrado colaborativo y métodos híbridos en los modelos basados en ontologías y en los sistemas de recomendación de OAA; (2) la integración de métodos de retroalimentación de relevancia y de inferencia basados en el dominio en los sistemas de recomendaciones semánticos; (3) desarrollo de objetos de aprendizaje adaptativos sustentado en una arquitectura orientada por ontologías como extensión de la arquitectura orientada por modelos; y (4) análisis de datos en tiempo real en el marco xAPI.

Los pares de variables VD y VI presentes en las investigaciones con mayor citación en Scopus y que mayor frecuencia absoluta obtuvieron en los 53 trabajos analizados son: VD: sistema de aprendizaje adaptativo – VI: modelo basado en ontologías difusas; VD: evaluación de habilidades – VI: modelo basado en ontologías difusas; VD: objetos de aprendizaje – VI: modelo basado en ontologías; VD: estilos de aprendizaje – VI: modelo basado en ontologías; VD: repositorios de recursos educativos digitales – VI: máquinas de soporte vectorial; VD: clasificación y agrupación de estudiantes – VI: modelo basado en ontologías; VD: EVEA – VI: Técnicas de filtrado colaborativo.

Entre las principales limitaciones de esta investigación se encuentra la búsqueda bibliográfica solo en la IEEE Xplorer, Scopus y ACM Digital Library, sin embargo estas proveen acceso a literatura científica de alto impacto. Otra carencia es la selección de solo

estudios en inglés lo cual pudo descartarse resultados científicos relevantes presentes en otros idiomas como son: el español y el portugués, lo cual amerita profundizar en esta dirección. Por último, es la selección de 53 trabajos, sin embargo, aunque los demás estudios (236 restantes) abordan la aplicación de las ontologías en la educación con énfasis en el aprendizaje adaptativo, no se lograba describir totalmente sus resultados.

Con respecto a futuras líneas de investigación, se propone continuar este trabajo incluyendo otras bases de datos e idiomas. El empleo de las tecnologías computacionales e informáticas asociadas a las ontologías en el aprendizaje adaptativo es una tendencia actual orientada a acercar aún más el aprendizaje al estudiante.

## Referencias

ADELL, J. Y.; CASTAÑEDA, L. Tecnologías emergentes, ¿pedagogías emergentes? In: JHERNÁNDEZ, J.; PENNESI, M.; SOBRINO, D.; VÁZQUEZ, A. (coord.). *Tendencias emergentes en educación con TIC*. Barcelona: Asociación Espiral, Educación y Tecnología. Asociación Espiral, Educación y Tecnología, España, 2012. p. 13-32.

AGGARWAL; CHARU. *Recommender Systems*. Springer International Publishing, 2016.

AJETUNMOBI, S. A.; DARAMOLA, O. Ontology-based information extraction for subject-focussed automatic essay evaluation. In: *International Conference on Computing Networking and Informatics (ICCN)*, Lagos, Nigeria, 2017.

AL-ABRI, A.; JAMOSSI, Y.; ALKHANJARI, Z.; KRAIEM, N. Aggregation and Mapping of Social Media Attribute Names Extracted from Chat Conversation for Personalized E-Learning. In: *4th MEC International Conference on Big Data and Smart City (ICBDSC)*, Muscat, Oman, 2019.

ÁLVAREZ-LEBRUM, S.; SALAZAR, O. M.; OVALLE, D. A. Hacia un modelo ontológico de aprendizaje colaborativo basado en agentes. *Revista vínculos*, v. 13, n. 1, 2016, p. 45-55. Disponible en: <https://bit.ly/3glTq3q>. Acceso en: 10 diciembre 2019.

AL-YAHYA, M.; GEORGE, R.; ALFARIES, A. Ontologies in E-learning: Review of the literature. *International Journal of Software Engineering and its Applications*, v. 9, n. 2, 2015, p. 67-84. Disponible en: <https://bit.ly/3goQDWX>. Acceso en: 21 febrero 2019.

AMINAH, S.; AFRIYANTI, I.; KRISNADHI, A. Ontology-Based Approach for Academic Evaluation System. In: *33rd International Conference on Data Engineering (ICDE)*, 2017, p. 1569-1575.

ANDRÉS, S.; JESÚS, S.; DE BENITO, C. Incorporación de tecnologías emergentes en el aula: un modelo. *European Journal of Education Studies*, v. 4, n. 4, 2018, p. 13-26. Disponible en: <https://bit.ly/3gkzWfm>. Acceso en: 16 septiembre 2019.

BOUREKKACHE, S.; KAZAR, O.; ABIK, M.; TIGANE, S.; KAHLOUL, L. Ontology based approach for representing the learner profile and learning styles. In: *Third International*

*Conference on Intelligent Computing in Data Sciences (ICDS)*, Marrakech, Morocco, 2019.

CARDONA, S. A.; VÉLEZ, J. V.; JARAMILLO, S. Entorno de aprendizaje virtual adaptativo para la gestión de la evaluación. *Revista Espacios*, v. 39, n. 20, 2018, p. 32-40. Disponible en: <https://bit.ly/2LX8arh>. Acceso en: 26 noviembre 2019.

CHALCO-CHALLCO, G.; ISOTANI, S.; BITTENCOURT, I. I. The Effects of Ontology-Based Gamification in Scripted Collaborative Learning. In: *9th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*. Maceió, Brazil, 2019, p. 140-145,

CHEN, W.; NIU, Z.; ZHAO, X.; LI, Y. A hybrid recommendation algorithm adapted in e-learning environments. *World Wide Web*, v. 17, n. 2, p. 271-284, 2012. Disponible en: <https://bit.ly/2Zw3LUm>. Acceso en: 19 diciembre 2019.

CHENG, B.; ZHANG, Y.; SHI, D. Ontology-Based Personalized Learning Path Recommendation for Course Learning. In: *9th International Conference on Information Technology in Medicine and Education (ITME)*, Hangzhou, China, 2018, p. 531-538.

COSTA, L. A.; SALVADOR, L. N.; AMORIM, R. R. Evaluation of Academic Performance Based on Learning Analytics and Ontology: A Systematic Mapping Study. In: *IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)*, San Jose, USA, 2018.

COSTA, L.; SOUZA, M.; SALVADOR, L.; AMORIM, R. Monitoring Students Performance in E-Learning Based on Learning Analytics and Learning Educational Objectives. In: *19th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, Maceió, Brazil, 2019, p. 192-193.

DANIEL, B. Big Data and data science: A critical review of issues for educational research. *British Journal of Educational Technology*, v. 50, n. 1, 2017, p. 101-113. Disponible en: <https://bit.ly/3d0cy4U>. Acceso en: 11 octubre 2019.

DASCALU, M. I.; BODEA, C. N.; MIHAILESCU, M. N.; TANASE, E. A.; ORDOÑEZ DE PABLOS, P. Educational recommender systems and their application in lifelong learning. *Behaviour Information Technology*, v. 35, n. 4, 2016, p. 290-297. Disponible en: <https://bit.ly/2yBlkpW> . Acceso en: 10 marzo 2019.

DE MEDIO, C.; LIMONGELLI, C.; SCIARRONE, F.; TEMPERINI, M. MoodleREC: A recommendation system for creating courses using the moodle e-learning platform. *Computers in Human Behavior*, v. 104, 2020, p. 106-168. Disponible en: <https://bit.ly/2yBROS4>. Acceso en: 16 febrero 2020.

EL GUEMMAT, K.; OUAHABI, S. Towards a new educational search engine based on hybrid searching and indexing techniques. In: *1st International Conference on Smart Systems and Data Science (ICSSD)*, Rabat, Morocco, 2019.

EL RAHEB, K.; KASOMOULIS, A.; KATIFORI, A.; REZKALLA, M.; IOANNIDIS, Y. A Web-based system for annotation of dance multimodal recordings by dance practitioners and experts. In: *5th International Conference on Movement and Computing – MOCO*, Genoa,

Italy, '18, 2018.

ESCAMILLA, J.; CALLEJA, B.; VILLALBA, E.; ESTEBAN VENEGAS, E.; FUERTE, K.; ROMÁN, R.; MADRIGAL, M. Aprendizaje y evaluación adaptativos, *Reporte EduTrends*, 2014. Disponible en: <https://bit.ly/2zxuVzo>. Acceso en: 5 noviembre 2019.

FERREIRA, H. N. M.; BRANT-RIBEIRO, T.; ARAUJO, R. D.; DORCA, F. A.; CATTELAN, R. G. An Automatic and Dynamic Student Modeling Approach for Adaptive and Intelligent Educational Systems Using Ontologies and Bayesian Networks. In: 2016 IEEE 28th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), 2016, p. 378-382.

FIDALGO-BLANCO, Á, SEIN-ECHALUCE, M. L. GARCÍA-PEÑALVO, F. Tendencias de Innovación Educativa. Algo más que un desfile de moda. In: *Conferencia Internacional en Tendencias de Innovación Educativa*. CITIE II, 2018, Arequipa. Perú.

FRAIHAT, S.; SHAMBOUR, Q. A framework for semantic recommender system for e-learners. *Journal of Software*, v. 10, n. 3, 2015, p. 317-330. Disponible en: <https://bit.ly/3ebTKzE> . Acceso en: 9 marzo 2019.

GARCÍA-ARETIO, L. Educación a distancia y virtual: calidad, disrupción, aprendizajes adaptativo y móvil. *RIED. Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, v. 20, n. 2, 2017, p. 9-25. Disponible en: <https://bit.ly/2LWF4bD>. Acceso en: 19 diciembre 2019.

GASMI, H.; BOURAS, A. Ontology-Based Education/Industry Collaboration System. *IEEE Access*, v. 6, 2018, p. 1362-1371. Disponible en: <https://bit.ly/2ZArrqI>. Acceso en: 8 octubre 2019.

GEORGE, G.; LAL, A. M. Review of ontology-based recommender systems in e-learning. *Computers Education*, v. 142, 103642, 2019. Disponible en: <https://bit.ly/36uxvCo>. Acceso en: 12 octubre 2019.

GOMATHI, C.; RAJAMANI, V. Skill-based education through fuzzy knowledge modeling for e-learning. *Computer Applications in Engineering Education*, v. 26, n. 2, 2017, p. 393-404. Disponible en: <https://bit.ly/3egSafV>. Acceso en: 14 octubre 2019.

GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ, M. O.; BECERRA-VÁZQUEZ, J. J.; OLMOS-CORNEJO, J. E. Promoción de la autogestión a través de objetos de aprendizaje adaptativos en alumnos de educación superior. *Edutec. Revista Electrónica De Tecnología Educativa*, n. 63, 2018, p. 15-28. Disponible en: <https://bit.ly/3c5N9p0>. Acceso en: 19 noviembre 2019.

GONZÁLEZ, L. *Propuesta para evaluar la calidad de objetos de aprendizaje mediante el uso de ontologías*. Tesis (doctorado). Universidad de Alicante, España, 2016.

GONZÁLEZ, M. P.; BENCHOFF, D. E.; HUAPAYA, C. R.; REMÓN, C. A. Aprendizaje adaptativo: un caso de evaluación personalizada. *Revista Iberoamericana De Tecnología En Educación Y Educación En Tecnología*, n. 9, 2017, p. 65-72. Recuperado de: <https://bit.ly/2ZAq2Ad>. Acceso en: 19 diciembre 2019.

GRIVOKOSTOPOULOU, F.; PERIKOS, I.; PARASKEVAS, M.; HATZILYGEROUDIS, I. An Ontology-based Approach for User Modelling and Personalization. In: *E-Learning Systems. In: 18th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*, Beijing, China, 2019.

GROS, B.; MAINA, M. The future of Ubiquitous Learning: Learning designs for Emerging Pedagogies. *Lecture notes in Educational Technology. The future of ubiquitous Computing*. Springer International Publishing, 2016. Disponible en: <https://bit.ly/2XtaTy7> . Acceso en: 19 diciembre 2019.

GUEVARA, C.; AGUILAR, J. Caracterización Semántica de Objetos de Aprendizaje Adaptativos mediante una Ontología de Tareas. *Ciencia e Ingeniería*, v. 40, n. 2, 2019, p. 196-204. Disponible en: <https://bit.ly/2X5hFeF>. Acceso en: 20 diciembre 2019.

HARRATHI, M.; TOUZANI, N.; BRAHAM, R. A hybrid knowledge-based approach for recommending massive learning activities. In: *14th international conference on computer systems and applications (AICCSA)*, 2017, p. 49-54.

JENSEN, JESPER. A systematic literature review of the use of Semantic Web technologies in formal education. *British Journal of Educational Technology*, v. 50, n. 1, 2017, p. 505-517. Disponible en: <https://bit.ly/2XryyPA> . Acceso en: 14 octubre 2019.

JOY, J.; RAJ, N. S.; RENUMOL, V. G. An ontology model for content recommendation in personalized learning environment. In: *Second International Conference on Data Science, E-Learning and Information Systems – DATA*, Dubai United Arab Emirates, '19, 2019.

KALOGERAKI, E.-M.; TROUSSAS, C.; APOSTOLOU, D.; VIRVOU, M.; PANAYIOTOPOULOS, T. Ontology-based model for learning object metadata. In: *2016 7th International Conference on Information, Intelligence, Systems Applications (IISA)*, 2016.

KISELEV, B.; YAKUTENKO, V. An Overview of Massive Open Online Course Platforms: Personalization and Semantic Web Technologies and Standards. *Procedia Computer Science*, v. 169, 2020, p. 373-379. Disponible en: <https://bit.ly/3egqqbm>. Acceso en: 18 febrero 2020.

KLAŠNJA-MILIĆEVIĆ, A.; IVANOVIĆ, M.; NANOPOULOS, A. Recommender systems in e-learning environments: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *Artificial Intelligence Review*, v. 44, n. 4, p. 571-604, 2015. Disponible en: <https://bit.ly/2ZA41BH>. Acceso en: 13 marzo 2019.

KUBEKOV, B.; ZHAKSYBAEVA, N.; NAUMENKO, V.; UTEGENOVA, A. Methodology of formation of educational resources on the basis of ontology. In: *12th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT)*, Almaty, Kazakhstan, 2018.

KURILOVAS, E.; ZILINSKIENE, I.; DAGIENE, V. Recommending suitable learning scenarios according to learners' preferences: An improved swarm-based approach.

Computers in Human Behavior, v. 30, p. 550-557, 2014. Disponible en: <https://bit.ly/3glBzcC>. Acceso en: 15 septiembre 2019.

LABIB, A. E.; CANÓS, J. H.; PENADÉS, M. C. On the way to learning style model's integration: A learner's characteristics ontology. *Computers in Human Behavior*, v. 73, p. 433-445, 2017. Disponible en: <https://bit.ly/3d0q6gA> . Acceso en: 19 octubre 2019.

LEE, C. S.; WANG, M. H.; HUANG, T. X.; CHEN, L. C.; HUANG, Y. C.; YANG, S. C.; CHIEN, T.; PI, H.; KUBOTA, N. Ontology-based Fuzzy Markup Language Agent for Student and Robot Co-Learning. In: *International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, Rio de Janeiro, Brazil, 2018.

LENDYUK, T.; RIPPA, S.; BODNAR, O.; SACHENKO, A. Ontology Application in Context of Mastering the Knowledge for Students. In: *13th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, Lviv, Ukraine, 2018, p. 123-126.

LMATI, I.; ZAHRA, F.; AITDAOUD, M.; DOUZI, K.; BENLAHMAR, H.; TALBI, M.; ACHTAICH, N.; NAMIR, A. Alignment between two domain ontologies (Case of educational orientation in mathematics education). In: *5th International Conference on Information Communication Technology and Accessibility (ICTA)*, Marrakech, Morocco, 2015.

MALAEB, S.; ERBAD, A.; M. ALJA'AM, J. Towards an Ontology-driven Game-based Educational platform with Automatic Student Monitoring. *2015 International Conference on Interactive Mobile Communication Technologies and Learning (IMCL)*, 2015, p. 141-145.

MORADI, P.; AHMADIAN, S. A reliability-based recommendation method to improve trust-aware recommender systems. *Exp Syst Appl*, v. 42, n. 21, p. 7386-7398, 2015. Disponible en: <https://bit.ly/2X3D9Zk>. Acceso en: 21 enero 2020.

MOURIÑO-GARCÍA, M.; PÉREZ-RODRÍGUEZ, R.; ANIDO-RIFÓN, L.; FERNÁNDEZ-IGLESIAS, M. J.; DARRIBA-BILBAO, V. M. Cross-repository aggregation of educational resources. *Computers Education*, v. 117, p. 31-49, 2018. Disponible en: <https://bit.ly/3euq69d>. Acceso en: 29 octubre 2019.

NABIL, M.; MEDHAT, M. TONE: A Method for Terminological Ontology Evaluation. In: *ArabWIC 6th Annual International Conference Research Track (ArabWIC 2019)*, Rabat Morocco, 2019, p. 1-10,

NAHHAS, S.; BAMASAG, O.; KHEMAKHEM, M.; BAJNAID, N. Bridging Education and Labor Skills by a Novel Competency-Based Course Linked-Data Model. *IEEE Access*, v. 7, p. 119087-119098, 2019. Disponible en: <https://bit.ly/2zlxsgl>. Acceso en: 12 octubre 2019.

NAJAFABADI, M. K.; MAHRIN, M. N. A systematic literature review on the state of research and practice of collaborative filtering technique and implicit feedback. *Artificial Intelligence Review*, v. 45, n. 2, p. 167-201, 2016. Disponible en: <https://bit.ly/2TCnwWF>. Acceso en: 18 marzo 2019.

NEWSTETTER, W.; SVINICKI, M. Learning Theories for Engineering Education Practice. In Johri, A.; Olds, B. *Cambridge Handbook of Engineering Education Research*, Cambridge: Cambridge University Press, 2014, p. 29-46.

NMC Horizon Report 2019. Higher Education Edition. Disponible en <https://library.educause.edu/resources/2019/4/2019-horizon-report>. Acceso en: 5 diciembre 2019.

NOUIRA, A.; CHENITI-BELCADHI, L.; BRAHAM, R. An ontology-based framework of assessment analytics for massive learning. *Computer Applications in Engineering Education*, v. 27, n. 6, p. 1343-1360, 2019. Disponible en: <https://bit.ly/2X3wiPA>. Acceso en: 17 octubre 2019.

OBEID, C.; LAHOUD, I.; EL KHOURY, H.; CHAMPIN, P. A. Ontology-based recommender system in higher education. In: *The Web Conference, Republic and Canton of Geneva, CHE*, 2018, p 1031-1034.

ODUN-AYO, I.; GODDY-WORLU, R.; YAHAYA, J.; GETELOMA, V. A systematic mapping study of cloud policy languages and programming models. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*. May 2019, Disponible en: <https://bit.ly/3gnWf3F>. Acceso en: 19 noviembre 2019.

OUF, S.; ELLATIF, M. A.; SALAMA, S. E.; HELMY, Y. A proposed paradigm for smart learning environment based on semantic web. *Computers in Human Behavior*, v. 72, p. 796-818, 2017. Disponible en: <https://bit.ly/2ZCuxue>. Acceso en: 19 octubre 2019.

PALOMBI, O.; JOUANOT, F.; NZIENGAM, N.; OMIDVAR-TEHRANI, B.; ROUSSET, M.C.; SANCHEZ, A. OntoSIDES: Ontology-based student progress monitoring on the national evaluation system of French Medical Schools. *Artificial Intelligence in Medicine*, v. 96, p. 59-67, 2019. Disponible en: <https://bit.ly/2X0gLjb>. Acceso en: 16 febrero 2020.

PRAMITASARI, L.; HIDAYANTO, A. N.; AMINAH, S.; KRISNADHI, A. A.; RAMADHANIE, A. M. Development of student model ontology for personalization in an elearning system based on semantic web. In: *International conference on advanced computer science and information systems (ICACSIS09)*, 2009.

RAHEB, K. E.; STERGIOU, M.; KATIFORI, A.; IOANNIDIS, Y. Dance Interactive Learning Systems. *ACM Computing Surveys*, v. 52, n. 3, p. 1-37, 2019. Disponible en: <https://bit.ly/2Ac3dlo>. Acceso en: 17 noviembre 2019.

RAJ, N. S.; RENUMOL, V. G. Architecture of an Adaptive Personalized Learning Environment (APLE) for Content Recommendation. In: *2nd International Conference on Digital Technology in Education – ICDTE*, Bangkok, Thailand, 2018.

RAMIREZ, G. M.; COLLAZOS, C. A.; MOREIRA, F. FARDOUN, H. Relación entre el U-Learning, aprendizaje conectivo y el estándar xAPI: Revisión Sistemática. *Campus Virtuales*, v. 7, n. 1, p. 51- 62, 2018. Disponible en: <https://bit.ly/2Xxw5D0>. Acceso en: 19

diciembre 2019.

RAMÍREZ-NORIEGA, A.; JUAREZ-RAMÍREZ, R.; JIMÉNEZ, S.; INZUNZA, S.; NAVARO, R.; LÓPEZ-MARTÍNEZ, J. An Ontology of the Object Orientation for Intelligent Tutoring Systems. In: *5th International Conference in Software Engineering Research and Innovation* (CONISOFT), 2017, p. 163-169.

RANI, M.; NAYAK, R.; VYAS, O. P. An ontology-based adaptive personalized e-learning system, assisted by software agents on cloud storage. *Knowledge-Based Systems*, v. 90, p. 33-48, 2015. Disponible en: <https://bit.ly/2XrvvH8> . Acceso en: 21 febrero 2019.

RAUD, Z.; VODOVOZOV, V.; PETLENKOV, E.; SERBIN, A. Ontology-Based Design of Educational Trajectories. In: *59th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University* (RTUCON), Riga, Latvia, 2018.

REPORTE EDUTRENDS 2019. Aprendizaje y evaluación adaptativos. Tecnológico de Monterrey. Disponible en: <https://observatorio.tec.mx/redutrends>. Acceso en: 15 enero 2020.

RICCI F., ROKACH L., SHAPIRA B. Introduction to Recommender Systems Handbook. In: RICCI F., ROKACH L., SHAPIRA B., KANTOR P. (eds.). *Recommender Systems Handbook*, Springer, Boston, MA, 2011.

RIVERA, A.C.; TAPIA-LEON M.; LUJAN-MORA S. Recommendation Systems in Education: A Systematic Mapping Study. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, v. 721, p. 937-947, 2018. Disponible en: <https://bit.ly/2AcNl8z>. Acceso en: 23 octubre 2019.

RODRÍGUEZ, P.; DUQUE, NÉSTOR D, OVALLE, DEMETRIO A. Método Híbrido de Recomendación Adaptativa de Objetos de Aprendizaje basado en Perfiles de Usuario. *Formación universitaria*, v. 9, n. 4 p. 83-94, 2016. Disponible en: <https://bit.ly/2WZb8lm>. Acceso en: 19 diciembre 2019.

SAINI, M. K.; GOEL, N. How Smart Are Smart Classrooms? A Review of Smart Classroom Technologies. *ACM Computing Surveys*, v. 52, n. 6, p. 1-28, 2019. Disponible en: <https://bit.ly/3c4S9tY>. Acceso en: 20 noviembre 2019.

SALEENA, B.; SRIVATSA, S. K. Using concept similarity in cross ontology for adaptive e-Learning systems. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, v. 27, n. 1, p. 1-12, 2015. Disponible en: <https://bit.ly/2LU79QZ> . Acceso en: 15 marzo 2019.

SANTOS, O. C.; BOTICARIO, J. G. User-centred design and educational data mining support during the recommendation's elicitation process in social online learning environments. *Expert Systems*, v. 32, n. 2, p. 293-311, 2013. Disponible en: <https://bit.ly/2yBnDKK>. Acceso en: 19 diciembre 2019.

SANTOS, O. C.; BOTICARIO, J. G. Practical guidelines for designing and evaluating educationally oriented recommendations. *Computers & Education*, v. 81, p. 354-374, 2015.

Disponível em: <https://bit.ly/2XxwxBe>. Acesso em: 19 dezembro 2019.

STUDER, S.; BENJAMINS, V. R. FENSEL, D. Knowledge Engineering: Principles and Methods. *Data & Knowledge Engineering*, v. 25, n. 1, p. 161-197, 1998. Disponível em <https://bit.ly/2TT2uDI> . Acesso em: 19 dezembro 2019.

TARUS, J. K.; NIU, Z.; MUSTAFA, G. Knowledge-based recommendation: A review of ontology-based recommender systems for e-learning. *Artificial Intelligence Review*, v. 50, n. 1, p. 21-48, 2017. Disponível em: <https://bit.ly/2ZMEIN5>. Acesso em: 20 outubro 2019.

TIAN, Y.; ZHENG, B.; WANG, Y.; ZHANG, Y.; WU, Q. College Library Personalized Recommendation System Based on Hybrid Recommendation Algorithm. *Procedia CIRP*, v. 83, p. 490-494, 2019. Disponível em: <https://bit.ly/3d0niAg>. Acesso em: 20 dezembro 2019.

TIBANÁ-HERRERA, G.; FERNÁNDEZ-BAJÓN, M. T.; DE MOYA-ANEGÓN, F. Categorization of E-learning as an emerging discipline in the world publication system: Abibliometric study in SCOPUS. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, v. 15, n. 1, 2018. Disponível em: <https://bit.ly/2LWHy9X> . Acesso em: 19 setembro 2019.

TURPO-GEBERA, O.; GARCÍA-PEÑALVO, F. J. La producción científica sobre el blended learning en Perú: Avances y perspectivas. In: *XXII Congreso Internacional Tecnología e innovación para la diversidad de los aprendizajes – EDUTEC 2019*, 2019, p. 1474-1490. Lima, Perú.

TZOUMPA, D.; KARVOUNIDIS, T.; DOULIGERIS, C. Applying ontologies in an educational context. In: *2016 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, 2016, p. 304 – 308.

URRÚTIA, G.; BONFILL, X. PRISMA declaration: A proposal to improve the publication of systematic reviews and meta-analyses. *Med. Clínica*, v. 135, n. 11, p. 507-511, 2010. Disponível em: <https://bit.ly/3bZ3XOR>. Acesso em: 19 dezembro 2019.

UTRERA, E.; SIMÓN, A. J. Sistemas de recomendación semánticos: Una revisión del Estado del Arte. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, v. 11, n. 2, p. 189-206, 2017. Disponível em: <https://bit.ly/3c43ACh>. Acesso em: 18 dezembro 2019.

WHAN, Y, WHAN, Z.; XU, X.; BAI, T.; YANG, S.; HUANG, L. A Courses Ontology System for Computer Science Education. In: *International Conference on Computer Science and Educational Informatization (CSEI)*. Kunming, China, 2019, p. 251-255.

WU, J.; DER-THANQ, V. A systematic review of educational digital storytelling. *Computers Education*, v. 147, p. 103786, 2020. Disponível em: <https://bit.ly/3gozjBk>. Acesso em: 19 febrero 2020.

XIE, H.; CHU, H. C.; HWANG, G. J.; WANG, C. C. Trends and development in technology-enhanced adaptive/personalized learning: A systematic review of journal publications from 2007 to 2017. *Computers Education*, v. 140, 103599, 2019. <https://bit.ly/2ZB6yM7> Acesso

en: 16 febrero 2020.

YANG, Z. Research on domain ontology of educational resource cloud services. In: *2016 3rd International Conference on Systems and Informatics (ICSAI)*, p. 450-455, 2016.

YARANDI, M.; HOSSEINI, S. A.; HOSSEINI, S. A. Learner modelling using semantic web technology. *International Journal of Computer Information Technologies*, v. 2, n. 1, 2014. Recuperado de: <https://bit.ly/3bZxbgg>. Acceso en: 16 enero 2020.

YARANDI, M.; JAHANKHANI, H.; TAWIL, A. A personalized adaptive e-learning approach based on semantic web technology. *Webology*, v. 10, n. 2, 2013. Disponible en: <https://bit.ly/36t5Stz>. Acceso en: 16 enero 2020.

ZHAO, C.; ZHANG, L.; WAN, L. Structured Knowledge Learning Process Design Based on Ontology. *2015 International Conference of Educational Innovation through Technology (EITT)*, 2015, p. 253-258.

ZHAO, X.; NIU, Z.; CHEN, W.; SHI, C.; NIU, K.; LIU, D. A hybrid approach of topic model and matrix factorization based on two-step recommendation framework. *J Intell Inf Syst* vol. 44, p. 335-353, 2015. Disponible en: <https://bit.ly/2LWkHv0>. Acceso en: 16 diciembre 2019.

ZHAO, X.; NIU, Z.; WANG, K.; NIU, K.; LIU, Z. Improving Top-N Recommendation Performance Using Missing Data. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, p. 1-13. Disponible en: <https://bit.ly/2TCwq6m>. Acceso en: 18 septiembre 2019.

Recebido em dia 27 de maio de 2020.  
Aprovado em dia 05 de julho de 2020.