

Diseño de cursos virtuales adaptativos a estilos de aprendizaje utilizando técnicas de inteligencia artificial: una revisión sistemática

Resumen. El diseño de cursos en entornos virtuales de aprendizaje exige altos grados de flexibilidad, accesibilidad, usabilidad y amigabilidad, para favorecer el desarrollo de las actividades de aprendizaje. Para cumplir con estos requerimientos, es fundamental tener en cuenta los estilos de aprendizaje de los estudiantes. Tema que aún es materia de investigación. Actualmente tiene mayor prioridad el desarrollo de contenidos de los objetos virtuales de aprendizaje, las entregas y el seguimiento por parte de un tutor. No obstante, diversos estudios reportan que el aprendizaje varía de individuo a individuo dependiendo de sus preferencias y habilidades. El presente trabajo incluye una revisión sistemática del involucramiento de estilos de aprendizaje aplicados en plataformas virtuales, especialmente desde el punto de vista de algoritmos de Inteligencia Artificial. El estudio aquí mostrado parte de una selección de fuentes científicas usando descriptores de búsqueda, que permiten realizar la depuración de estudios bajo criterios de inclusión y exclusión de forma sistemática, que dan a la pregunta de investigación: ¿Cuáles son los esquemas, modelos, métodos y/o algoritmos usados para dotar de detección de estilos de aprendizaje a las plataformas de enseñanza/aprendizaje colaborativas, mediante inteligencia artificial?

Palabras clave: inteligencia artificial, cursos virtuales, estilos de aprendizaje.

Abstract: Design of courses in virtual learning environments -VLE- requires high levels of flexibility, accessibility, usability and friendliness, in order to ease the development of learning activities. However, within the requirements of this design, the involvement of student learning styles is still a matter of research, and they are often not taken into account, giving more priority to virtual learning objects, deliveries and monitoring. by tutors. However, several studies report that learning varies from individual to individual depending on their preferences and abilities. This paper develops a systematic review of the involvement of learning styles applied in virtual platforms, especially from the point of view of algorithms to be applied, commonly in the domain of a field of computer science called Artificial Intelligence. The study shown here is based on a selection of scientific sources using search descriptors, which allows depurating these studies under systematic inclusion and exclusion criteria, which answer the research question: What are the schemes, models, methods or algorithms used to provide collaborative teaching / learning platforms with detection of learning styles, using artificial intelligence?

Keywords: Artificial intelligence, virtual courses, learning styles.

1. Introducción

Los enfoques pedagógicos tradicionales para el aprendizaje se centran en clases donde el profesor como actor principal, es quien dicta clases magistrales y los estudiantes asumen un papel pasivo como receptores de información en el aula de clase (Gunathilaka, Fernando, & Pasqual, 2018). No obstante, diferentes autores sostienen que las formas de aprendizaje de los estudiantes no dependen únicamente de ver hacer, sino también de teorizar, hacer y poner en otros usos las competencias desarrolladas (Jensen, Kummer, & Godoy, 2015). Es así que nuevas estrategias son propuestas para entornos educativos, tales como *flipped learning*, aprendizaje basado en problemas, gamificación, entre otros (Lo & Hew, 2018). Estas estrategias han sido estudiadas en la literatura y aplicadas en diferentes contextos de educación formal, desde educación

básica hasta universitaria, con indicadores de mejora con respecto al desarrollo de competencias (Lo & Hew, 2018).

Por otro lado, la educación presencial, basada en el desplazamiento del estudiante a un aula de clase, empieza a convertirse en una problemática para la accesibilidad de una masa crítica de futuros profesionales. Así, las plataformas de aprendizaje en línea se configuran en estrategias de interés para cubrir las necesidades de los estudiantes, y para mejorar la cobertura (Moreira, Santos, & Mesa, 2018). La virtualidad ofrece una educación flexible que permite la creación de ambientes de aprendizaje centrados en los estudiantes, permitiéndoles acceder a cursos para complementar sus competencias sin importar las distancias geográficas (Ainoutdinova, Khuziakmetov, & Tregubova, 2017).

No obstante, las dinámicas de un sinnúmero de plataformas de educación virtual emulan los enfoques tradicionales de enseñanza, los cuales, presentan contenidos en diferente formato (audio, video, lecturas) y posteriormente hacen pruebas que avalan que el estudiante ha desarrollado las competencias. Como se argumentó previamente, para desarrollar dichas competencias de manera integral y a largo plazo, y evitar el aprendizaje episódico, debe tenerse en cuenta el estilo de aprendizaje, las preferencias y el ritmo de cada estudiante, para mejorar la motivación y disminuir la deserción (Lo & Hew, 2018).

De acuerdo a (Renato Racelis Maaliw III, 2016) la aplicación de ambientes virtuales de aprendizaje -VLE- en las instituciones de educación superior falla en términos de incitar la motivación de los estudiantes para aprender y no sirve para alcanzar el objetivo final de tener un aprendizaje en línea. Esto se debe, en parte, a que los datos recolectados por las plataformas virtuales son raramente usados para comprender el comportamiento y mejorar el progreso pedagógico de los estudiantes basándose en sus estilos de aprendizaje.

Por tal motivo, aún es materia de investigación averiguar cuál es la forma óptima de aprovechar los datos que son generados en tiempo real por los estudiantes para procesarlos a través de mecanismos (comúnmente de inteligencia artificial) y a partir de los resultados desplegar diferentes metodologías de acuerdo a los estilos de aprendizaje de cada individuo.

La presente revisión sistemática de literatura busca responder las siguientes preguntas de investigación:

¿Qué categorías de estilos de aprendizaje se han propuesto que sirvan para la personalización de cursos virtuales?

¿Cuáles son las técnicas o algoritmos utilizados en la inteligencia artificial para adaptar los cursos virtuales según los estilos de aprendizaje de los estudiantes?

¿Qué mecanismos de evaluación se vienen usando para comparar los resultados obtenidos por los estudiantes tras aplicar técnicas de inteligencia artificial en cursos virtuales?

El resto de artículo está organizado como sigue: en la sección 2 se mostrará la metodología de búsqueda, incluyendo las ecuaciones y bases de datos consultadas, para dar respuesta a las preguntas de investigación. Posteriormente, en la sección 3, se decantarán los estudios encontrados bajo la aplicación de las ecuaciones de búsqueda. Consecutivamente, en la sección 4 se realizará la extracción de información de los estudios escogidos. Después, en la sección 5, se realizará un análisis de

resultados de los hallazgos. Finalmente, el estudio se finalizará con las conclusiones y referencias.

2. Diseño metodológico de la revisión

Con el objetivo de dar respuesta a las preguntas de investigación presentadas anteriormente, es necesario realizar una búsqueda sistemática de información en bases de datos que recopilen estudios científicos y técnicos como artículos de investigación, ponencias y conferencias. Las bases de datos seleccionadas se listan a continuación:

Tabla 1. Bases de datos escogidas

Nombre bases de datos
Scopus - Elsevier
ISI-Web of Science - Clarivate Analytics
ACM - Association for Computing Machinery
Taylor & Francis
IEEEExplore

Estas bases de datos se escogieron dado que manejan el área de conocimiento en el que se enmarca esta investigación.

Antes de proceder con la exploración en las diferentes bases de datos mencionadas, se elaboraron ecuaciones de búsqueda que permitieran identificar artículos relacionados con las preguntas de investigación. La búsqueda se realizó con las siguientes cadenas:

Tabla 2. Cadenas de búsqueda

Cadena	Cadenas generales de búsqueda
A	(learning styles OR way of learning OR learning strategies) AND virtual courses AND NOT school
B	Artificial intelligence AND virtual courses AND learning methodologies

3. Selección de Estudios

Una vez definidas las fuentes de información y las cadenas de búsqueda que ayudan a encontrar estudios que respaldan esta investigación, es necesario realizar una selección con el objetivo de refinar la búsqueda y escoger los artículos que presenten información enfocada a la solución de las preguntas de investigación.

Los resultados obtenidos en las bases de datos al ejecutar las cadenas de búsqueda fueron refinados teniendo en cuenta los siguientes criterios de inclusión: que el tipo de documento fuera efectivamente artículo de investigación y no libros o capítulos de estos, que su fecha de publicación fuera superior a 2006 y que estuvieran enfocados a la educación, asimismo. Finalmente, para depurar aún más los estudios, se ordenaron los resultados por número de citas.

Como criterios de exclusión se tienen: se indica que dichos estudios no deben estar enmarcados en el grado escolar, buscando artículos en otras áreas como la empresarial y la académica superior (pregrado y postgrado).

La cantidad de resultados obtenidos en las búsquedas para las cadenas A y B respectivamente se muestran en la tabla a continuación:

Tabla 3. Resultados de las cadenas de búsqueda

Cadena	Scopus	Web of Science	ACM	Taylor & Francis	IEEEExplore
A	33	190	131	286	330
B	433	2	193	36	7
TOTAL	466	192	324	322	337

De estos resultados, se seleccionaron un conjunto de artículos que responden a las preguntas de investigación y se listan en la **Tabla 4**.

Tabla 4. Artículos de investigación encontrados

Nro.	Título Artículo	Año	Autores
1	Design of a learning-centered online environment: a cognitive apprenticeship approach	2018	(García-Cabrero et al., 2018)
2	Individual learning path personalization approach in a virtual learning environment according to the dynamically changing learning styles and knowledge levels of the learner	2018	(Gunathilaka et al., 2018)
3	Enhancing the Efficiency of Massive Online Learning by Integrating Intelligent Analysis into MOOCs with an Application to Education of Sustainability	2018	(Li & Zhou, 2018)
4	Classification Of Learning Styles In Virtual Learning Environment Using J48 Decision Tree	2017	(Renato R Maaliw III & Ballera, 2017)
5	An Approach for Automatic and Dynamic Analysis of Learning Objects Repositories Through Ontologies and Data Mining Techniques for Supporting Personalized Recommendation of Content in Adaptive and Intelligent Educational Systems	2017	(Dorça et al., 2017)
6	Clustering Learning Objects in the IEEE-LOM Standard Considering Learning Styles to Support Customized Recommendation Systems in Educational Environments	2017	(Mendes, Carvalho, Araújo, Dorça, & Cattelan, 2017)
7	Classification of Learning Styles in Virtual Learning Environment using Data Mining: A Basis for Adaptive Course Design	2016	(Renato Racelis Maaliw III, 2016)
8	An automatic and dynamic approach for personalized recommendation of learning objects considering students	2016	(Dorça, Araujo, De Carvalho, Resende, & Cattelan, 2016)

	learning styles: an experimental analysis		
9	Towards Personalized Learning in Virtual Environments	2016	(Maraza Quispe, 2016)
10	eTeacher: Providing personalized assistance to e-learning students	2008	(Schiaffino, García, & Amandi, 2008)
11	Integration of an adaptive trust-based e-assessment system into virtual learning environments—The TeSLA project experience.	2018	(Baró-Solé et al., 2018)
12	The Model of Adaptive Learning Objects for virtual environments instanced by the competencies.	2017	(Guevara, Aguilar, & González-Eras, 2017)
13	Clustering learning objects in the IEEE-LOM standard considering learning styles to support customized recommendation systems in educational environments.	2017	(Mendes et al., 2017)
14	A Learner Ontology Based on Learning Style Models for Adaptive E-Learning.	2018	(Ciloglugil & Inceoglu, 2018)
15	The Designing of Adaptive Self-Assessment Activities in Second Language Learning using Massive Open Online Courses (MOOCs).	2018	(Hashim, Salam, Mohamad, & Sazali, 2018)
16	Analysis into MOOCs with an Application to Education of Sustainability.	2018	(Li & Zhou, 2018)
17	Design of a Personalized Massive Open Online Course Platform.	2018	(Xi, Chen, & Wang, 2018)
18	Validation of indicators for implementing an adaptive platform for MOOCs.	2017	(Lerís, Sein-Echaluce, Hernández, & Bueno, 2017)
19	Detection and Evaluation of Emotions in Massive Open Online Courses.	2015	(Leony, Merino, Valiente, Pardo, & Kloos, 2015)
20	Building an Educational Platform Using NLP: A Case Study in Teaching Finance.	2018	(Montalvo, Palomo, & de la Orden, 2018)
21	Towards Personalized Learning in Virtual Environments.	2016	(Maraza Quispe, 2016)
22	Educative platform ZERA: adaptation model context-aware content.	2015	(Manso Guerra, Canizares Gonzalez, & Febles Rodriguez, 2015)
23	Automatic Course Redesign: Global vs. Individual Adaptation v	2009	(Camacho et al., 2009).
24	Adaptive 3D Virtual Learning Environments—A Review of the Literature	2016	(Scott, Soria, & Campo, 2016)
25	IP Addressing: Problem-Based Learning Approach on Computer Networks	2016	(Jevremovic, Shimic, Veinovic, & Ristic, 2016)

26	E-Learning: Challenges and Research Opportunities Using Machine Learning & Data Analytics.	2018	(Moubayed, Injadat, Nassif, Lutfiyya, & Shami, 2018)
27	'AI Thinking for Cloud Education Platform with Personalized Learning.	2018	(Rad, Roopaei, Beebe, Shadaram, & Au, 2018)
28	'A Framework for Educational Technologies that Support Representational Competencies.	2016	(Rau, 2016)
29	A Survey of Artificial Intelligence Techniques Employed for Adaptive Educational Systems within E-Learning Platforms.	2017	(Colchester, Hagra, Alghazzawi, & Aldabbagh, 2017)
30	'Modelo Adaptativo para Cursos Virtuales basado en Técnicas de Planificación Inteligente'.	2007	(Duque, Ovalle, & Jiménez, 2007)
31	Enhanced Education by Using Intelligent Agents in Multi-Agent Adaptive e-Learning Systems.	2015	(Alexandru, Tirziu, Tudora, & Bica, 2015)
32	eTutor: Online learning for personalized education.	2015	(Tekin, Braun, & van der Schaar, 2015)

4. Extracción de información

Con los artículos que representan los estudios primarios seleccionados, se procede a realizar la extracción de información, seleccionando campos que ayudan a la identificación del artículo y la fuente de origen para su posterior uso y referenciación tales como: Título, autores, fuente, enlace, entre otros.

Además, se seleccionan campos como: el problema, objetivo, resultados y conclusiones, que introducen al artículo dando un contexto general de lo que trata sin necesidad de leerlo completamente.

Con el objetivo de darle solución a las preguntas de investigación, se establecen los siguientes campos en la ficha de resumen de cada trabajo, como se muestra a continuación:

- **Modelos de estilo de aprendizaje:** Se enfoca en los autores que desarrollaron el modelo para su posterior clasificación. Como menciona (Dorça et al., 2016), un modelo de estilo de aprendizaje clasifica a los estudiantes de acuerdo con la forma en que perciben y procesan la información, describiendo aspectos de cómo estos prefieren aprender.
- **Estilos de aprendizaje:** Se presentan los rasgos cognitivos, fisiológicos y afectivos de cómo lo alumnos perciben, interactúan y responden a diferentes ambientes de aprendizaje que fueron desarrollados en cada uno de los artículos.
- **Nombre de las técnicas y/o algoritmos de inteligencia artificial:** Describe las técnicas o algoritmos utilizados para la distribución de material basados en los estilos de aprendizaje.
- **Mecanismos de evaluación de los resultados:** En este campo se tiene en cuenta las herramientas o métodos utilizados para evaluar las técnicas o algoritmos de inteligencia artificial (IA) que se hayan considerado más viables dentro del artículo.

- **Caso de estudio:** Describe la manera en cómo se aplicó la técnica de IA en el aula de clase.
- **Mecanismos de evaluación de los resultados obtenidos sobre los estudiantes:** Describe la forma de cómo se evaluó a los estudiantes en el caso práctico tras la aplicación de la técnica de IA seleccionada en alguna herramienta de software.

Por último, y con la finalidad de encontrar posibles brechas en los estudios, se establece el campo de trabajos futuros el cual ayudará a la identificación de vacíos que sirvan para la realización de posteriores investigaciones.

Este campo y los mencionados anteriormente se pueden ver en la Figura 1, mediante un ejemplo que contiene información previamente diligenciada de uno de los estudios seleccionados.

INFORMACIÓN GENERAL	
ID Artículo	9
Título	Towards Personalized Learning in Virtual Environments
Autores	Benjamín Maraza Quispe
Fuente/Revista	Web of Science
Año de publicación	2016
Revisor	DAM
Fecha revisión	07/04/2019
Link	http://dbciencias.udem.edu.co:2158/full_record.do?product=WOS&search_mode=GeneralSearch&qid=1&SID=5EP3bkmTZEdb14oaSpn&page=1&doc=3
Palabras clave	Model, Learning Management System, Artificial Intelligence, Learning Styles, Case based Reasoning
RESULTADOS OBJETIVOS	
Problema	La aplicación de las TIC en la educación y el impacto de Internet han fomentado el aprendizaje online, rompiendo muchas barreras limitantes de la educación tradicional como el espacio, tiempo, cantidad y cobertura. Sin embargo, las nuevas propuestas afectan la calidad de los servicios educativos, como el acceso lineal a los contenidos y métodos no flexibles al estilo de aprendizaje de los usuarios
Resultados	Los resultados muestran que el modelo propuesto tiene una eficiencia de un 99.5%; por encima de los modelos: Simple Logistic con un 98.99%, naive bayes con un 97.98%, Tree J48 con un 96.98%, y Redes neuronales con un 94.97% de aciertos.
Objetivo	Desarrollar métodos dinámicos para la búsqueda e identificación del mejor estilo de aprendizaje de un estudiante.
Conclusiones	*Después de proponer, experimentar, analizar y evaluar el Razonamiento basado en Casos, se aprecia un comportamiento muy aceptable y significativo en la personalización de contenidos de acuerdo al estilo de aprendizaje de los estudiantes. *Se ha logrado identificar los problemas en los sistemas tradicionales así como los fundamentos teóricos, determinando los aspectos que reducen la calidad de los sistemas de gestión de aprendizaje y proponiendo estrategias de mejora basado en la teoría *Las pruebas con este prototipo permite proyectar que el uso de esta tecnología e-Learning afectaría directamente en la calidad educativa de la región. Permitiendo optimizar algunos elementos del proceso de aprendizaje que aun son tradicionales en nuestro medio
Estilos de aprendizaje	-Activo-Teórico-Pragmático-Reflexivo
Modelos de estilo de aprendizaje	-Honey y Munford (Basado en Kolb)
Nombre de las técnicas y/o algoritmos de inteligencia artificial	-Distancia euclidiana multidimensional ponderada-Funciones de similitud-Redes neuronales- Naive Bayes -Tree J48-Simple Logistic
Nombre mecanismos de evaluación de los resultados obtenidos	-Técnica de la validación cruzada o cross-validation
Nombre mecanismos de evaluación de los resultados obtenidos sobre los estudiantes	-Comparación entre cursos
Herramientas/lenguajes utilizada para desarrollar o implementar los algoritmos de inteligencia artificial	MIGAP (Modelo Inteligente de gestión de Aprendizaje Personalizado), Objetos virtuales de aprendizaje, Casos de estudio
Trabajos futuros	Utilización de la herramienta que identifica los estilos de aprendizaje para la entrega de material en clases no virtuales
Caso de estudio	Para llevar a cabo la experimentación se trabajó en el Centro de Innovación Virtual de la I.E. Juan Velasco Alvarado, con una muestra de 199 estudiantes que interactuaron con la plataforma MigAP con la finalidad de determinar el estilo de aprendizaje predominante
RESULTADOS SUBJETIVOS	
Comentarios	*El caso de estudio fue aplicado en estudiantes de bachillerato y no en estudiantes universitarios, se deberá hacer el análisis respectivo que valide si afectan los resultados de esta investigación. *La aplicación del algoritmo propuesto fue comparado con más de 3 algoritmos similares, lo que brinda una evaluación objetiva y precisa del funcionamiento del mismo

Figura 1. Formulario de extracción de ejemplo

5. Análisis de resultados

Una vez diligenciados los campos mencionados en la sección 4 para todos los artículos seleccionados, se obtuvo un conjunto de datos que fueron analizados y evaluados con el objetivo de presentar los resultados obtenidos de los estudios primarios, dando respuesta a las preguntas de investigación propuestas en la sección 1. Los criterios de comparación seleccionados para realizar el análisis de resultados se enfocan en:

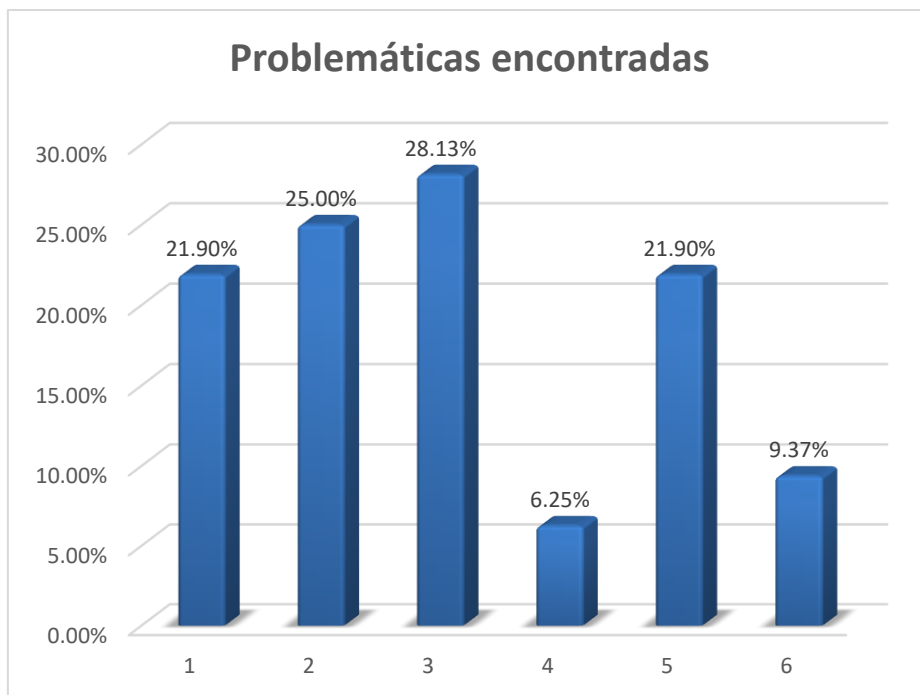
- Presentar la problemática mostrando las causas y la conclusión general de cada artículo para darle solución a estas.
- Identificar los modelos de estilo de aprendizaje usados comparando su uso en los trabajos revisados.
- Establecer las técnicas de IA utilizadas.
- Determinar cuáles técnicas de IA son las más acertadas para determinar los estilos de aprendizaje.
- Establecer los mecanismos de evaluación utilizados en los resultados obtenidos.

Con respecto a la problemática, la **Gráfica 1**. muestra que, de los estudios analizados, el 33% ésta se justifica porque no se tenía en cuenta los estilos de aprendizaje de los estudiantes, otros en cambio, identificaron que la problemática se debía a que estaban intentando adaptar los cursos presenciales que eran dictados bajo esquemas tradicionales de aprendizaje a entornos virtuales (27%), diseñando cursos orientados al instructor y no al estudiante (13%), con materiales pobres en contenido (13%), por mencionar los más relevantes.

Sin embargo, dada la variedad de problemas que se presentan en los estudios primarios, todos ellos llegan a la conclusión de que es necesario determinar cuál es la mejor manera en que un estudiante aprende, incluyendo así los estilos de aprendizaje en las diferentes soluciones.

Tabla 5. Problemas.

ID	PROBLEMA	ARTÍCULO
1	Diseño de materiales virtuales	1,2, 11, 14, 17, 18, 25
2	Son orientados al instructor y no al estudiante	1,16, 19, 20, 26, 28, 29, 30
3	Usan la tecnología, pero siguen con el esquema de enseñanza tradicional	1,4,5,8, 13, 21, 23, 27, 31
4	No tienen en cuenta los diferentes niveles de conocimiento	2,22
5	No tienen en cuenta los estilos de aprendizaje	2,3,8,9,10,12,24
6	No motivan a aprender	4,7,15



Gráfica 1. Identificación de problemas

Nótese que los porcentajes se interpretan como número de estudios que identifican la problemática sobre el número total de estudios revisados (32 en total). Realizando el análisis de cada artículo se identifica que los modelos de aprendizaje usados son los que se presentan en la tabla 6.

Tabla 6. Modelos de estilos de aprendizaje.

	MODELOS	Honey y Munford (Basado en Kolb)	Collins	VAK	Gardner (Modelo de inteligencia múltiple)	Felder y Silverman
ARTÍCULOS	1		x			
	2	x		x	x	
	3					x
	4					x
	5					x
	6					x
	7					x
	8					x
	9	x				
	10					x
	11	x			x	x
	12					x
	13					x
	14	x				x
	15					x
	16			x		

17	x				x
18	x	x			
19				x	x
20					
21	x				x
22					x
23					x
24					x
25					x
26			x		
27		x			
28			x	x	
29	x				x
30			x		x
31					x
32	x				

A su vez, se hace un análisis de aparición de cada uno de los modelos en los trabajos revisados, como se muestra en la gráfica 2.



Gráfica 2. Modelos de aprendizaje más utilizados

Estos modelos dan respuesta a la pregunta de investigación: **¿Qué categorías de estilos de aprendizaje se han propuesto que sirvan para la personalización de cursos virtuales?**, Donde las categorías hacen referencia a los modelos propuestos por los diferentes autores, que como se observa en la **Gráfica 2.**, el modelo de Felder y Silverman es el más utilizado en los artículos evaluados, ya que como se menciona en algunos de los trabajos, segmenta los estilos de aprendizaje de los estudiantes en diferentes categorías, partiendo de lo general a lo particular permitiendo mayor especificidad a la hora de seleccionar un estilo de aprendizaje (Ver **Tabla 7**). Este modelo brinda además, una serie de preguntas en un cuestionario que ayudan a clasificar el estilo de cada estudiante.

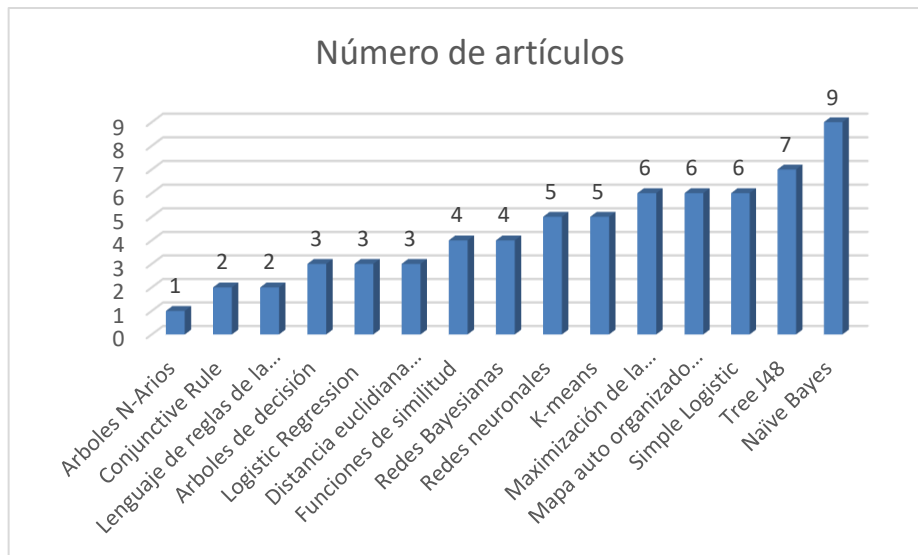
Tabla 7. Modelo de Felder y Silverman.

ESTILOS DE APRENDIZAJE							
Percepción		Procesamiento		Representación		Comprensión	
¿Qué tipo de información se prefiere recibir?		¿Cómo se prefiere recibir la información?		¿A través de que vía sensorial se prefiere captar la información?		¿De qué modo se facilita el entendimiento de contenidos?	
Sensorial	Intuitivo	Activo	Reflexivo	Visual	Verbal	Secuencial	Global

Por otra parte, la decisión de cómo desarrollar cursos virtuales que presenten contenidos según el estilo de aprendizaje del estudiante, se realiza a través de las técnicas o algoritmos de Inteligencia Artificial (IA), estas dan respuesta a la pregunta: **¿Cuáles son las técnicas o algoritmos utilizados en la inteligencia artificial para adaptar los cursos virtuales según los estilos de aprendizaje de los estudiantes?** En los 32 estudios primarios seleccionados, se utilizaron un total de 16 técnicas de IA (Ver **Tabla 8.**), dentro de las cuales se destacan por su mayor utilización la técnica TreeJ48 y Naive Bayes, las cuales fueron discutidas en 3 artículos cada una (Ver **Gráfica 3.**).

Tabla 8. Técnica de IA utilizadas.

TÉCNICA DE IA	ARTICULO
Arboles N-Arios	2
Conjunctive Rule	4,12
Lenguaje de reglas de la web semántica (SWRL)	5,22
Arboles de decisión	7,16,25
Logistic Regression	8,11,13
Distancia euclidiana multidimensional ponderada	9,14,17
Funciones de similitud	9,15,19,21
Redes Bayesianas	10,14,17,26
Redes neuronales	3,9,11,23,29
K-means	5,6,15,16,27
Maximización de la expectativa (EM)	5,6,13,21,22,30
Mapa auto organizado (SOM)	5,6,12,18,19,20
Simple Logistic	8,9,12,17,24,25
Tree J48	4,7,9,12,20,21,22
Naïve Bayes	2,4,7,9,13,16,18,20,27,31



Gráfica 3. Técnicas de IA

Teniendo en consideración los modelos y técnicas presentadas, se extrae de los artículos aquellos mecanismos de evaluación que fueron utilizados para medir la eficacia de la clasificación de los estilos de aprendizaje (Ver **Tabla 10**, Numerales 1 al 4) y desempeño de los estudiantes (Ver **Tabla 10**, Numerales 5 al 6), respondiendo a la pregunta: **¿Qué mecanismos de evaluación se vienen usando para comparar los resultados obtenidos por los estudiantes tras aplicar técnicas de inteligencia artificial en cursos virtuales?** Dado que todos los artículos abarcan la investigación desde diferentes perspectivas como construcción y evaluación de herramientas o algoritmos desarrollados y valoración de los estudiantes, se tienen diferentes estrategias enfocadas a cada uno de estos aspectos. No obstante, no se presentan validaciones en todos los artículos, como se puede notar en la Tabla 10.

Tabla 10. Métodos de evaluación

Métodos de evaluación	Porcentaje	# Artículos
1- Juicio de expertos	10 %	3
2- Historia grama	10%	4
3- Validación cruzada	20%	6
4- Ejecución de experimentos	10%	3
5- Comparación entre cursos	20%	6
6- Evaluación del curso	30%	9

6. Conclusiones

En esta revisión sistemática fueron seleccionados con base a unos criterios de inclusión y exclusión un total de 32 artículos de los cuales se analizaron: modelos, estilos de aprendizaje, técnicas de IA utilizadas y mecanismos de evaluación aplicados a cursos virtuales de aprendizaje. De estos estudios se extrajo un conjunto de información que fue empleado para dar solución a las preguntas de investigación planteadas al inicio.

Entre los hallazgos más relevantes durante estos 6 meses, se destaca que el test para detectar estilos de aprendizaje más apropiado según el contexto es el de Kolb, insumo fundamental para luego entrenar una red neuronal tipo SOM. Vale la pena

resaltar que los resultados obtenidos van a variar mucho acorde a la cantidad de datos que se tengan para el entrenamiento inicial de la red.

Entre los elementos que se deben tener en cuenta para el test de estilo de aprendizaje están: 1) tipo de información que recibe, 2) modalidad sensorial, 3) forma en la cual organiza la información, 4) manera en que procesa y comprende la información, y 5) forma en que trabaja la información que se recibe, entre otros.

En los trabajos analizados se pueden encontrar desafíos comunes, que se pueden traducir en trabajos futuros enfocados a la aplicación de los algoritmos en múltiples cursos o plataformas nuevas y/o existentes como Moodle o Platzi, de forma tal que se puedan ver beneficiados muchos más estudiantes en las diferentes áreas de conocimiento.

7. Referencias

- Ainoutdinova, I. N., Khuziakhmetov, A. N., & Tregubova, T. M. (2017). Advantages And Disadvantages Of Distance Education For University Students In Russia. *Modern Journal of Language Teaching Methods*, 7(9), 431-444.
- Alexandru, A., Tirziu, E., Tudora, E., & Bica, O. (2015). Enhanced education by using intelligent agents in multi-agent adaptive e-learning systems. *Studies in Informatics and Control*, 24(1), 13-22.
- Baró-Solé, X., Guerrero-Roldan, A. E., Prieto-Blázquez, J., Rozeva, A., Marinov, O., Kiennert, C., . . . Garcia-Alfaro, J. (2018). Integration of an adaptive trust-based e-assessment system into virtual learning environments—The TeSLA project experience. *Internet Technology Letters*, 1(4), e56.
- Camacho, D., Pulido, E., Rodriguez-Moreno, M., Carro, R., Ortigosa, A., & Bravo, J. (2009). Automatic course redesign: Global vs. individual adaptation. *Journal of Engineering Education*, 25(6), 1270-1283.
- Ciloglugil, B., & Inceoglu, M. M. (2018). *A Learner Ontology based on Learning Style Models for Adaptive E-Learning*. Paper presented at the International Conference on Computational Science and Its Applications.
- Colchester, K., Hagra, H., Alghazzawi, D., & Aldabbagh, G. (2017). A survey of artificial intelligence techniques employed for adaptive educational systems within e-learning platforms. *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, 7(1), 47-64.
- Dorça, F. A., Araujo, R. D., De Carvalho, V. C., Resende, D. T., & Cattelan, R. G. (2016). An automatic and dynamic approach for personalized recommendation of learning objects considering students learning styles: an experimental analysis. *Informatics in education*, 15(1), 45.
- Dorça, F. A., Carvalho, V. C., Mendes, M. M., Araújo, R. D., Ferreira, H. N., & Cattelan, R. G. (2017). *An approach for automatic and dynamic analysis of learning objects repositories through ontologies and data mining techniques for supporting personalized recommendation of content in adaptive and intelligent educational systems*. Paper presented at the 2017 IEEE 17th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT).
- Duque, N. D., Ovalle, D. A., & Jiménez, J. A. (2007). Modelo Adaptativo para Cursos Virtuales basado en Técnicas de Planificación Inteligente. *Revista Avances en Sistemas e Informática*, 4(1), 39-46.
- García-Cabrero, B., Hoover, M. L., Lajoie, S. P., Andrade-Santoyo, N. L., Quevedo-Rodríguez, L. M., & Wong, J. (2018). Design of a learning-centered online environment: a cognitive apprenticeship approach. *Educational Technology Research and Development*, 66(3), 813-835.

- Guevara, C., Aguilar, J., & González-Eras, A. (2017). The model of adaptive learning objects for virtual environments instanced by the competences. *Adv. Sci. Technol. Eng. Syst. J*, 2(3), 345-355.
- Gunathilaka, T., Fernando, M., & Pasqual, H. (2018). Individual learning path personalization approach in a virtual learning environment according to the dynamically changing learning styles and knowledge levels of the learner. *INTERNATIONAL JOURNAL OF ADVANCED AND APPLIED SCIENCES*, 5(5), 10-19.
- Hashim, H., Salam, S., Mohamad, S. N. M., & Sazali, N. S. S. (2018). The Designing of Adaptive Self-Assessment Activities in Second Language Learning using Massive Open Online Courses (MOOCs). *INTERNATIONAL JOURNAL OF ADVANCED COMPUTER SCIENCE AND APPLICATIONS*, 9(9), 276-282.
- Jensen, J. L., Kummer, T. A., & Godoy, P. D. d. M. (2015). Improvements from a flipped classroom may simply be the fruits of active learning. *CBE—Life Sciences Education*, 14(1), ar5.
- Jevremovic, A., Shimic, G., Veinovic, M., & Ristic, N. (2016). IP Addressing: Problem-Based Learning Approach on Computer Networks. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 10(3), 367-378.
- Leony, D., Merino, P. J. M., Valiente, J. A. R., Pardo, A., & Kloos, C. D. (2015). Detection and Evaluation of Emotions in Massive Open Online Courses. *J. UCS*, 21(5), 638-655.
- Lerís, D., Sein-Echaluce, M. L., Hernández, M., & Bueno, C. (2017). Validation of indicators for implementing an adaptive platform for MOOCs. *Computers in Human Behavior*, 72, 783-795.
- Li, C., & Zhou, H. (2018). Enhancing the efficiency of massive online learning by integrating intelligent analysis into MOOCs with an application to education of sustainability. *Sustainability*, 10(2), 468.
- Lo, C. K., & Hew, K. F. (2018). A comparison of flipped learning with gamification, traditional learning, and online independent study: the effects on students' mathematics achievement and cognitive engagement. *Interactive Learning Environments*, 1-18.
- Maaliw III, R. R. (2016). Classification of Learning Styles in Virtual Learning Environment using Data Mining: A Basis for Adaptive Course Design.
- Maaliw III, R. R., & Ballera, M. A. (2017). Classification of Learning Styles in Virtual Learning Environment Using J48 Decision Tree. *International Association for Development of the Information Society*.
- Manso Guerra, Y., Canizares Gonzalez, R., & Febles Rodriguez, J. P. (2015). Educative platform ZERA: adaptation model context-aware content. *DIGITAL EDUCATION REVIEW*(27), 159-169.
- Maraza Quispe, B. (2016). Towards Personalized Learning in Virtual Environments. *CAMPUS VIRTUALES*, 5(1), 20-29.
- Mendes, M. M., Carvalho, V. C., Araújo, R. D., Dorça, F. A., & Cattelan, R. G. (2017). *Clustering learning objects in the IEEE-LOM standard considering learning styles to support customized recommendation systems in educational environments*. Paper presented at the 2017 Twelfth Latin American Conference on Learning Technologies (LACLO).
- Montalvo, S., Palomo, J., & de la Orden, C. (2018). Building an Educational Platform Using NLP: A Case Study in Teaching Finance. *J. UCS*, 24(10), 1403-1423.
- Moreira, M. A., Santos, B. S. N., & Mesa, A. L. S. (2018). Las aulas virtuales en la docencia de una universidad presencial: la visión del alumnado. *RIED. Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 21(2), 179-198.
- Moubayed, A., Injadat, M., Nassif, A. B., Lutfiyya, H., & Shami, A. (2018). E-learning: Challenges and research opportunities using machine learning & Data analytics. *IEEE Access*, 6, 39117-39138.

- Rad, P., Roopaei, M., Beebe, N., Shadaram, M., & Au, Y. (2018). *AI Thinking for Cloud Education Platform with Personalized Learning*. Paper presented at the Proceedings of the 51st Hawaii International Conference on System Sciences.
- Rau, M. A. (2016). A Framework for Educational Technologies that Support Representational Competencies. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 10(3), 290-305.
- Scott, E., Soria, A., & Campo, M. (2016). Adaptive 3D virtual learning environments—A review of the literature. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 10(3), 262-276.
- Schiaffino, S. N., García, P., & Amandi, A. (2008). eTeacher: Providing personalized assistance to e-learning students. *Computers & Education*, 51, 1744-1754.
- Tekin, C., Braun, J., & van der Schaar, M. (2015). *etutor: Online learning for personalized education*. Paper presented at the 2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP).
- Xi, J., Chen, Y., & Wang, G. (2018). Design of a Personalized Massive Open Online Course Platform. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 13(4).