CACiC 2023

CONGRESO ARGENTINO DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

9 al 12 de Octubre de 2023

Universidad Nacional de Luján

Luján, Argentina

2023

RedUNCI

Licenciatura en Sistemas de Información

DEPARTAMENTO CIENCIAS BASICAS

UNIVERSIDAD NACIONAL DE LUJÁN

cacic2023.unlu.edu.ar

XXIX Congreso Argentino de Ciencias de la Computación:

Libro de Actas

ISBN 978-987-9285-51-0

Fernández, Juan Manuel
Libro de Actas: XXIX Congreso Argentino de Ciencias de la Computación - CACIC 2023 / Juan Manuel Fernández ; Compilación de Juan Manuel Fernández. - 1a ed. - Luján : Universidad Nacional de Luján, 2024.
Libro digital, PDF

Archivo Digital: descarga y online
ISBN 978-987-9285-51-0

1. Computación. I. Fernández, Juan Manuel, comp. II. Título.
CDD 004.25

ISBN 978-987-9285-51-0
9 789879 285510

El **XXIX Congreso Argentino de Ciencias de la Computación** (**CACiC 2023**) se llevó a cabo, por primera vez en la *Universidad Nacional de Luján*, entre los días ***9 y 12 de octubre de 2023***, en la ciudad de *Luján*, Provincia de Buenos Aires, ***Argentina***.

El evento Nacional de *Ciencias de la Computación* de mayor concurrencia y de alcance federal fue punto de encuentro de investigadores, docentes, estudiantes de grado/postgrado y profesionales en las Ciencias de la Información.

Organizado por la ***Red de Universidades Nacionales con carreras en Informática*** (***RedUNCI***) cubrió diferentes áreas a través de Workshops, coordinados por expertos en los temas del área, donde se presentaron trabajos científicos evaluados por investigadores del país y del exterior que se compilan en el presente Libro de Actas.

Organizaron:

RedUNCI

Licenciatura en Sistemas de Información

DEPARTAMENTO CIENCIAS BASICAS

UNIVERSIDAD NACIONAL DE LUJÁN

https://cacic2023.unlu.edu.ar/

Estilos de aprendizajes personalizados con inteligencia artificial. Un mapeo sistemático de la literatura

Fabián Maffei, Carlos Neil, Nicolás Battaglia.

Universidad Abierta Interamericana. Facultad de Tecnología Informática.
Centro de Altos Estudios en Tecnología Informática. Buenos Aires. Argentina
Fabian.maffei@alumnos.uai.edu.ar
{Carlos.Neil, Nicolas.Battaglia}@uai.edu.ar

Abstract. **Contexto**: la personalización de la enseñanza y el aprendizaje sustantivo mediante inteligencia artificial (IA) para identificar estilos de aprendizaje. **Objetivo**: interpretar las investigaciones en IA con el propósito de mejorar el rendimiento académico y detectar posibles brechas en el conocimiento. **Método**: se llevaron a cabo preguntas de investigación, búsquedas y análisis de datos para estudiar los métodos de enseñanza que utilizan IA, los estilos de aprendizaje y los sistemas adaptativos. **Resultados**: se concluye que para maximizar el rendimiento académico, es crucial reconocer los patrones de estilos de aprendizaje y utilizar herramientas de IA para desarrollar agentes inteligentes personalizados en entornos virtuales de aprendizaje.

Keywords: Estilos de aprendizaje, inteligencia artificial, agentes inteligentes, sistemas adaptativos

1. Introducción

La formación de los estudiantes mejoraría notablemente si se incorporara tecnología que le permita al formador adaptar las estrategias de enseñanza a las características del aprendizaje del estudiante. Si bien es cada vez más frecuente el uso de plataformas LMS que permiten adoptar criterios y estrategias, estas acciones son propuestas por el docente en función de su formación, experiencia y criterios subjetivos. Así, no hay certezas en la identificación del estilo de aprendizaje eficiente para cada estudiante, basada en inteligencia artificial (IA), y así personalizar las estrategias de enseñanza [3]. Con el objetivo de realizar un mapeo sistemático de la literatura que permita establecer qué artículos de investigación desarrollaron esta temática, en este trabajo se pretende indagar en las siguientes cuestiones:

- ¿Qué etapas son necesarias para desarrollar un "Sistema de Evaluación Automática" (SEA) que recoja fortalezas y debilidades de los estilos de aprendizaje de estudiantes?
- ¿Cómo determinar las características necesarias que deberá poseer un sistema adaptativo (SA), con capacidades para ajustar su funcionamiento a la característica de un usuario o grupo de usuarios?
- ¿Cómo diseñar una aplicación educativa basada en inteligencia artificial (IA) que permita personalizar las estrategias de enseñanza, a través de un "sistema de evaluación automática" y su posterior "sistema adaptativo"?

Este trabajo se realiza en el marco del Proyecto de investigación UAI CASE "Herramientas Colaborativas Multiplataforma en la Enseñanza de la Ingeniería de Software", en desarrollo en la Facultad de ingeniería de la Universidad Abierta Interamericana, se propone la integración de plataformas tecnológicas para el aprendizaje ubicuo colaborativo, en cursos relacionados a la ingeniería de software, en particular, durante el proceso de modelado de software.

2. Preguntas de investigación

En esta primera etapa se define el problema a través de preguntas planteadas de investigación, que orientarán el mapeo sistemático de la literatura presente.

Tabla 1. Preguntas de investigación

Preguntas de investigación	Motivación
P1 ¿Qué estudios primarios existen sobre métodos de enseñanza, modelado con inteligencia artificial considerando los estilos de aprendizaje del estudiante?	M1. Revisar investigaciones sobre el uso de inteligencia artificial en la educación, enfocándose en métodos de enseñanza que consideren los estilos de aprendizaje de los estudiantes.
P2 ¿Cuáles métodos y técnicas son las más utilizadas para reconocer los diferentes estilos de aprendizaje de un estudiante?	M2. Explorar los métodos efectivos para identificar estilos de aprendizaje de los estudiantes, con el objetivo de personalizar la enseñanza y mejorar el rendimiento académico. Además, se busca identificar áreas de investigación con brechas y necesidades para mejorar la detección de estilos de aprendizaje
P3 ¿Qué atributos tienen los agentes inteligentes que han sido propuestos como soluciones?	M3. Analizar las características y propiedades de agentes inteligentes utilizados en sistemas educativos basados en inteligencia artificial, con el objetivo de evaluar su efectividad y adecuación en el contexto educativo, así como mejorar la calidad de la experiencia de aprendizaje del estudiante
P4 ¿Cuáles son los criterios de validación de un algoritmo de aprendizaje automático de un sistema de evaluación automático, que permitan la toma de decisiones con mínima intervención humana?	M4. Examinar los estándares y requisitos para validar algoritmos de aprendizaje automático utilizados en sistemas de evaluación automática, con el objetivo de asegurar la precisión y confiabilidad de las decisiones tomadas por el sistema, minimizando la intervención humana.
P5 ¿Cuáles son las etapas de desarrollo de un sistema adaptativo que ajuste su funcionamiento al estudiante, haciendo foco en su desempeño como unidad esencial?	M5. Identificar el proceso y las mejores prácticas para diseñar y desarrollar un sistema de aprendizaje adaptativo que ofrezca una experiencia educativa personalizada y efectiva para cada estudiante

3. Método de revisión

La tarea de localizar la producción científica se inicia mediante la determinación de los parámetros iniciales de búsqueda, los cuales deben estar alineados con la investigación que se está llevando a cabo en este mapeo sistemático de la literatura. Esto permite realizar una primera exploración en el campo. Durante esta etapa, se recopilan las características principales de las diferentes bases de datos, como los parámetros de consulta utilizados para acceder a ellas, el tamaño de la comunidad, la cantidad de citas y el campo disciplinario que abarcan la mayoría de los documentos contenidos en cada base de datos

3.1 Fuentes

Con los parámetros mencionados, se realizar el primer acercamiento a siguientes fuentes: EBSCO, IEEE Explore, Google Académico, Sciencia Direct, y ACM Digital Library. Luego de tomar algunas muestras de documentación en cada base de datos, y analizarlas con foco en las preguntas, las palabras claves y los temas de la investigación, se concluye que las siguientes bases de datos son las más adecuadas para la realización de este mapeo sistemático de la literatura: IEEE Xplore Digital Library; Science Direct, ACM Digital Library

3.2 Definición de términos

El período de búsquedas de este mapeo sistemático de la literatura se produce entre septiembre de 2021 y febrero 2022, e incluye los artículos publicados a partir del año 2012 a la actualidad. El año del parámetro “inicio de búsqueda” no es aleatorio, ya que durante ese año comienzan a aparecer las primeras publicaciones sobre Machine Learning como una disciplina del campo de la Inteligencia Artificial, mediante la cual a través de la identificación de patrones en datos masivos, es posible realizar análisis predictivo.

Tabla 1 Temas principales de búsquedas

TP 1	Ingeniería
TP 2	Inteligencia Artificial
TP 3	Extracción de característica

Tabla 2 Palabras claves – Keywords - (K)

PC 1	Machine learning
PC 2	Artificial intelligence
PC 3	Learning styles.
PC 4	Adaptive systems
PC 5	Smart agents

Las cadenas de búsquedas son utilizadas a los fines de estructurar las palabras y términos claves con operadores adecuados, impulsadas por la investigación. Luego de

la primera entrada al campo, durante el proceso de búsqueda de la localización científica, el análisis de esos primeros documentos determina que, con una sola cadena de búsqueda, era muy posible que se excluyan documentos con contenidos centrales del tema de investigación. La evidencia mostraba que era necesario construir dos cadenas de búsquedas, una orientada a los objetivos generales y otra a los objetivos específicos de la investigación, luego, ya en proceso de escritura podían imbricarse ambas búsquedas y así cubrir todos los aspectos de la investigación. De este proceso teórico, se estructuran dos cadenas de búsquedas (CdB) que se presentan a continuación:

Tabla 3. Cadena de búsqueda

CdB 1	TITLE (“learning styles”) OR TITLE (“adaptive systems with machine learning”) AND TITLE-ABS-KEY (education)
CdB 2	TITLE (“smart agents”) OR TITLE (“adaptive systems”) AND TITLEABS-KEY (“machine learning”)

3.3 Criterios de inclusión y exclusión

Para la selección de este estudio se consideraron los siguientes criterios de inclusión (CI) y de exclusión (CE):

Tabla 4. Criterios de inclusión

CI 1	Publicación científica que responda a las preguntas de investigación AND.
CI 2	Publicación científica que incluye en sus metadatos los temas principales de búsquedas desarrollados por cualquiera de los actores de una comunidad educativa de nivel superior AND.
CI 3	Publicaciones científicas posteriores al año 2012.

Tabla 4. Criterios de exclusión

CE 1	Publicaciones de años anteriores al 2012.
CE 2	Publicaciones alejadas del problema de investigación.
CE 3	Publicaciones que no coincidan con los criterios de inclusión OR
CE 4	Publicaciones repetidas

4. Búsqueda de trabajos

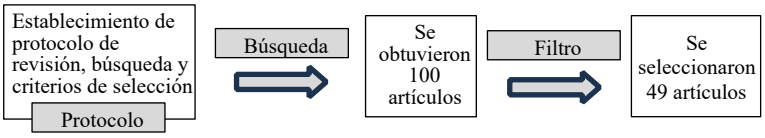
Previa a la creación de la base de datos bibliográficas (BDB), en esta etapa se refina el mapeado de documentos, en la cual se fueron alojando los resultados obtenidos de las cadenas de búsquedas y los alcances de la revisión. A partir de esta entrada al campo, se depuró esta primera masa crítica con el filtro: “Temas principales de la búsqueda”. el resultado fue:

Tabla 5: Temas de búsquedas preliminares

	IEEE	ScDi
Ingeniería	697	55098
Inteligencia artificial	4052	104262
Extracción de características	931	58

Luego de lecturas diagonales en los resúmenes de un gran número de documentos que en sus títulos contenían palabras de las cadenas de búsquedas, se siguió un proceso de tres pasos para obtener los artículos, que se muestran en la Tabla 6. El primer paso consistió en establecer el protocolo de revisión y las herramientas necesarias, lo cual ya se había abordado previamente. Este proceso incluyó la definición de las preguntas de investigación, la creación de la cadena de búsqueda y los criterios de inclusión y exclusión para seleccionar los artículos. También se localizaron mapeos sistemáticos de la literatura relacionados con el tema investigado. Luego se realizó la búsqueda de trabajos en diversas bases de datos, lo que resultó en un total de 100 artículos. Posteriormente, se aplicaron los criterios a esta cantidad de trabajos en un proceso iterativo en el cual se analizaron el título, el resumen y las palabras clave de cada artículo, lo que dejó un total de 49 se utilizaron para este mapeo sistemático.

Tabla 6: Detalle y proceso de búsqueda y filtrado de artículo.



5. Síntesis de datos extraídos

El presente mapeo sistemático de la literatura tuvo como objetivo fortalecer la investigación titulada "Estilos de aprendizaje personalizados con inteligencia artificial". Mediante la búsqueda y selección de trabajos relevantes, se pudo obtener un conjunto de datos que refleja la tendencia predominante en el tema investigado durante el periodo establecido en el protocolo. Gracias a este proceso, se pudo extraer información y identificar las técnicas y tecnologías más utilizadas, con el propósito de responder a las preguntas de investigación planteadas.

P1 ¿Qué estudios primarios existen sobre métodos de enseñanza, modelado con inteligencia artificial considerando los estilos de aprendizaje del estudiante?

Se han realizado diversos estudios sobre este tema, que utilizan herramientas interactivas y modelos basados en taxonomía de Bloom, big data, algoritmos de aprendizaje profundo, minería de datos y ontologías, entre otros enfoques. Algunos de los estudios más relevantes en este campo [12], [14], [19], [23], [28], [32], [36], [40] y [44], en general, demuestran que el modelado con inteligencia artificial de los estilos de

aprendizaje del estudiante puede mejorar significativamente el rendimiento académico y la experiencia de aprendizaje de los estudiantes. Algunos de los enfoques utilizados incluyen la adaptación de la interfaz de usuario [7], [19], [22], [29], la recomendación personalizada de recursos de aprendizaje [4], [7], [12], [13], [19], [26], [27], [29], [33], [35], la mejora de la retroalimentación en tiempo real [13], [19], [24], [29], [27], la implementación de estrategias de metacognición y motivación [33], [32], [19], [40], [42], [45] y la creación de sistemas de aprendizaje adaptativo [7], [9], [612], [19], [27], [29], [31], [33]. Los estilos de aprendizaje mencionados en documentos mapeados son los siguientes [7], [11]:

- Visual: Las personas con este estilo de aprendizaje prefieren aprender a través de imágenes, gráficos y videos. Suelen tener una buena memoria visual y recuerdan mejor lo que ven que lo que escuchan o leen.
- Auditivo: Las personas con este estilo de aprendizaje prefieren aprender a través de la escucha. Suelen tener una buena memoria auditiva y recuerdan mejor lo que escuchan que lo que ven o leen.
- Kinestésico: Las personas con este estilo de aprendizaje prefieren aprender a través de la experiencia práctica y el movimiento. Suelen aprender mejor cuando pueden tocar, mover o experimentar con lo que están aprendiendo.

Por otro lado, surge del análisis que la tecnología educativa, puede ser utilizada de diferentes maneras para adaptarse a los diferentes estilos de aprendizaje. Si se vincula cada estilo mencionado con las posibilidades que ofrece un dispositivo de formación sobre una plataforma digital, podría mencionarse las siguientes características [7], [11]

- Visual: La tecnología educativa puede incluir videos explicativos, gráficos e imágenes para ayudar a los estudiantes con este estilo de aprendizaje a comprender mejor los conceptos.
- Auditivo: La tecnología educativa puede incluir grabaciones de audio, conferencias en línea y podcasts para ayudar a los estudiantes con este estilo de aprendizaje a absorber la información a través de la escucha.
- Kinestésico: La tecnología educativa puede incluir simulaciones, juegos y actividades interactivas para ayudar a los estudiantes con este estilo de aprendizaje a experimentar y aplicar lo que están aprendiendo.

P2 ¿Cuáles métodos y técnicas son las más utilizadas para reconocer los diferentes estilos de aprendizaje de un estudiante?

Los métodos y técnicas más utilizados para reconocer los diferentes estilos de aprendizaje de un estudiante incluyen algoritmos de aprendizaje automático, minería de datos, encuestas, seguimiento ocular y electroencefalografía (EEG) [3], [7], [12], [19], [20], [29], [33]. Un enfoque destacado es el uso de árboles de decisión difusos [7]. Este método permite la clasificación de los estudiantes en diferentes estilos de aprendizaje, incluso con información incierta o ambigua. El seguimiento ocular, combinado con algoritmos de aprendizaje automático [11], también es una técnica relevante. Esta técnica proporciona información valiosa sobre el enfoque del estudiante en la tarea de aprendizaje, mejorando la precisión en la identificación de los estilos de aprendizaje. El

uso de la EEG [20] es otro enfoque prometedor. Esta técnica permite obtener información sobre el procesamiento cognitivo y emocional del estudiante durante la tarea de aprendizaje, lo que facilita la identificación de los estilos de aprendizaje. Los algoritmos de inteligencia computacional también se emplean para reconocer los estilos de aprendizaje [29]. Estos algoritmos ayudan a identificar patrones en los datos de aprendizaje relacionados con los estilos de aprendizaje. El enfoque de la minería de datos y el análisis de los patrones de uso de la web [41] combinan el aprendizaje automático y la minería de datos para detectar automáticamente el perfil del estudiante y sus estilos de aprendizaje, utilizando información sobre los intereses y preferencias de aprendizaje obtenida del análisis de los patrones de uso de la web.

P3 ¿Qué atributos tienen los agentes inteligentes que han sido propuestos como soluciones?

Los atributos de los agentes inteligentes que han sido propuestos como soluciones en el contexto de los estilos de aprendizaje con inteligencia artificial son diversos y se han explorado en varios trabajos de investigación. En [1] proporcionan información general sobre los atributos de los agentes inteligentes, incluyendo la capacidad de aprendizaje automático y adaptación. en [4] presentan un agente inteligente basado en un sistema de tutoría inteligente que utiliza el análisis de conceptos formales para recomendar actividades de aprendizaje adecuadas al estilo de aprendizaje del estudiante. Este agente tiene la capacidad de personalizar las recomendaciones de aprendizaje para satisfacer las necesidades individuales de los estudiantes. El modelado y simulación de un sistema de inferencia neuro-difuso adaptativo (ANFIS) para el aprendizaje móvil son abordados por [9]. En su trabajo describe los atributos de los agentes inteligentes propuestos como soluciones, en particular el uso de técnicas de adaptación y aprendizaje automático para mejorar el rendimiento del agente. En [10] exploran los atributos de los agentes inteligentes propuestos como soluciones en el contexto de las máquinas inteligentes híbridas y destacan la importancia de la capacidad de procesamiento y análisis de datos de los agentes inteligentes. En [15] presenta un sistema de aprendizaje de amplio espectro que utiliza técnicas de transferencia de dominio para la compensación del cambio a largo plazo en sistemas de nariz electrónica y destacan la importancia de la adaptabilidad de los agentes inteligentes para hacer frente a los cambios en el entorno de aprendizaje. Los atributos de los agentes inteligentes se centran en la optimización de los parámetros para mejorar la eficiencia del reconocimiento en un sistema de aprendizaje adaptativo [21]. En [26] se destacan la importancia de la capacidad de aprendizaje profundo de los agentes inteligentes para mejorar la eficacia de los sistemas de recomendación de aprendizaje adaptativo. En [28] menciona que los agentes inteligentes propuestos como soluciones tienen atributos como adaptabilidad, personalización, capacidad de procesamiento y capacidad. Por otro lado, en [26] identifican los atributos clave que deben tener los recommender systems (sistemas de recomendación de aprendizaje), incluyendo la personalización, la adaptabilidad, la transparencia y la retroalimentación. Se identifica la adaptabilidad, la personalización y la retroalimentación como atributos importantes de los agentes inteligentes propuestos como soluciones. Es importante tener en cuenta que no todos estos atributos son igualmente relevantes para cada contexto educativo y que la selección de estos

dependerá de las necesidades específicas de cada caso. Sin embargo, en general, los agentes inteligentes propuestos como soluciones deben ser capaces de adaptarse a las necesidades individuales de los estudiantes y proporcionar retroalimentación y recomendaciones personalizadas basadas en el análisis de datos de aprendizaje

P4 ¿Cuáles son los criterios de validación de un algoritmo de aprendizaje automático de un sistema de evaluación automático, que permitan la toma de decisiones con mínima intervención humana?

Los criterios de validación de un algoritmo de aprendizaje automático en un sistema de evaluación automático que permita la toma de decisiones con mínima intervención humana son diversos y dependen del contexto y los objetivos específicos del sistema. Algunos de los criterios de validación propuestos en la literatura incluyen:

- Precisión de la clasificación: se evalúa la proporción de muestras correctamente clasificadas por el algoritmo, así como las tasas de verdaderos y falsos positivos y negativos [2], [7], [12], [19], [29].
- Capacidad de generalización: se utiliza la validación cruzada y la división del conjunto de datos en entrenamiento y prueba para evaluar la capacidad del modelo de generalizar a nuevos datos [1], [2], [4], [5], [10], [19], [8], [11], [12], [13].
- Tolerancia a fallas y comportamiento erróneo: se evalúa cómo el sistema maneja datos incompletos o ruidosos, así como su comportamiento ante situaciones inesperadas [8].

En cuanto a la validación del sistema de evaluación automático, se propone el uso de experimentos de desarrollo, depuración y verificación del modelo a través de la participación de la comunidad [5], [8], [10], [17],. También se mencionan trabajos específicos que abordan la validación de algoritmos de aprendizaje automático en diferentes contextos, como la identificación del lugar de origen de los estudiantes y el desarrollo de productos [1], [4], [7], [9], [10], [12], [13], [19].

P5 ¿Cuáles son las etapas de desarrollo de un sistema adaptativo que ajuste su funcionamiento al estudiante, haciendo foco en su desempeño como unidad esencial?

Las etapas de desarrollo de un sistema adaptativo que ajuste su funcionamiento al estudiante, haciendo foco en su desempeño como unidad esencial, se pueden resumir en cinco etapas principales:

- Recopilación y análisis de datos de aprendizaje: Se recopilan datos relevantes sobre el desempeño y las preferencias del estudiante, así como información contextual relacionada. Estos datos se analizan para identificar patrones y características clave [16], [19], [22], [24], [25], [27], [29].
- Creación de un modelo de usuario: Se utiliza la información recopilada para construir un modelo del estudiante que capture sus características, estilos de aprendizaje y necesidades individuales. Este modelo sirve como base para la adaptación del sistema [7], [12], [22], [29], [9].
- Selección de estrategias de adaptación: Se eligen estrategias de adaptación

apropiadas basadas en el modelo de usuario y en el conocimiento pedagógico. Estas estrategias determinan cómo se ajustará el sistema para satisfacer las necesidades del estudiante [7], [19].

- Implementación de la estrategia de adaptación elegida: Se realiza la implementación técnica de las estrategias de adaptación seleccionadas. Esto implica desarrollar y configurar los componentes del sistema que permitirán ajustar la presentación del contenido, la retroalimentación y las actividades de acuerdo con las características del estudiante [4], [7], [9], [12], [13], [14], [22], [24], [25], [30], [31], [33], [35].
- Evaluación del sistema: Se evalúa el desempeño del sistema adaptativo en función de su capacidad para mejorar el aprendizaje y el rendimiento del estudiante. Se realizan pruebas y análisis para medir la efectividad de las estrategias de adaptación y se realizan ajustes y mejoras según sea necesario [4], [7], [12], [19], [22], [27], [28], [29], [31].

Estos pasos se han abordado en los estudios citados como el marco de trabajo para el aprendizaje activo en la educación de ingeniería, la selección de estrategias de adaptación basada en el análisis del comportamiento de aprendizaje en línea, y la implementación de sistemas adaptativos basados en inteligencia artificial. La literatura existente proporciona una variedad de enfoques y técnicas para cada etapa del desarrollo de un sistema adaptativo [7]. [9]. [13].

Tabla 7: Principal aporte de cada artículo.

Preguntas de investigación	Aportes más relevantes
P1 ¿Qué estudios primarios existen sobre métodos de enseñanza, modelado con inteligencia artificial considerando los estilos de aprendizaje del estudiante?	[4], [6], [12], [13], [14], [19], [23], [28], [32], [35], [36], [40], [44], [46], [47], [49].
P2 ¿Cuáles métodos y técnicas son las más utilizadas para reconocer los diferentes estilos de aprendizaje de un estudiante?	[7], [11], [20], [24], [29], [33], [41], [46], [47], [49].
P3 ¿Qué atributos tienen los agentes inteligentes que han sido propuestos como soluciones?	[1], [3], [4], [8], [9], [10], [15], [21], [26], [28], [34], [38].
P4 ¿Cuáles son los criterios de validación de un algoritmo de aprendizaje automático de un sistema de evaluación automático, que permitan la toma de decisiones con mínima intervención humana?	[1], [5], [8], [10], [15], [18], [25], [31], [37], [42].
P5 ¿Cuáles son las etapas de desarrollo de un sistema adaptativo que ajuste su funcionamiento al estudiante, haciendo foco en su desempeño como unidad esencial?	[3], [6], [12], [17], [22], [27], [30], [35], [39], [43], [45], [48]

6. Conclusiones

El mapeo sistemático de la literatura ha permitido identificar una serie de estudios y enfoques que demuestran la efectividad de la utilización de inteligencia artificial para adaptar las estrategias de enseñanza a los estilos de aprendizaje de los estudiantes. Algunos enfoques utilizados incluyen la adaptación de la interfaz de usuario, la recomendación personalizada de recursos de aprendizaje, la mejora de la retroalimentación en tiempo real y la implementación de estrategias de metacognición y motivación. Se identificaron tres estilos de aprendizaje principales: visual, auditivo y kinestésico, y se propusieron diversas formas en las que la tecnología educativa puede adaptarse a cada estilo. Estos estudios indican que la personalización de la enseñanza basada en inteligencia artificial puede mejorar significativamente el rendimiento académico y la experiencia de aprendizaje de los estudiantes.

Referencias

[1] J. Singh, G. Dhiman, "A survey on machine-learning approaches: Theory and their concepts," *Materials Today: Proceedings*, 2021.

[2] J. Bas, C. Cirillo, E. Cherchi, "Classification of potential electric vehicle purchasers: A machine learning approach," *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 168, 2021.

[3] F. Maffei, C. Neil, N. Battaglia, "Herramientas para determinar estilos de aprendizaje basadas en Inteligencia artificial," in *XVII Congreso de Tecnología en Educación & Educación en Tecnología - TE&ET,* 2022.

[4] J. Muangprathub, V. Boonjing, K. Chamnongthai, "Learning recommendation with formal concept analysis for intelligent tutoring system," *Heliyon*, vol. 6, issue 10, 2020.

[5] K. Wang, J. J. Lu, "A Two-Layer Risky Driver Recognition Model With Context Awareness," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 138483-138495, 2021.

[6] K. C. Chilukuri, "A Novel Framework for Active Learning in Engineering Education Mapped to Course Outcomes," *Procedia Computer Science*, vol. 172, pp. 28-33, 2020.

[7] K. Crockett, A. Latham, N. Whitton, "On predicting learning styles in conversational intelligent tutoring systems using fuzzy decision trees," *International Journal of HumanComputer Studies*, vol. 97, pp. 98-115, 2017.

[8] L. Myllyaho, M. Raatikainen, T. Männistö, J. K. Nurminen, T. Mikkonen, "On misbehaviour and fault tolerance in machine learning systems," *Journal of Systems and Software*, vol. 183, p. 111096, 2022.

[9] J. Al-Hmouz, R. Shen, R. Al-Hmouz, J. Yan, "Modeling and Simulation of an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) for Mobile Learning," *IEEE Transactions on Learning Technologies*, vol. 5, no. 3, pp. 226-237, 2012.

[10] B. S., N. Soni, and S. Dixit, "Crowdsourcing – A Step Towards Advanced Machine Learning," *Procedia Computer Science*, vol. 132, pp. 632-642, 2018.

[11] F. Klaib, N. O. Alsrehin, W. Y. Melhem, H. O. Bashtawi, and A. A. Magableh, "Eye tracking algorithms, techniques, tools, and applications with an emphasis on machine learning and Internet of Things technologies," *Expert Systems with Applications*, vol. 166, p. 114037, 2021.

[12] Viloria, I. R. P. Gonzalez, and O. B. P. Lezama, "Learning Style Preferences of College Students Using Big Data," *Procedia Computer Science*, vol. 160, pp. 461-466, 2019.

[13] B. F. Mansur, N. Yusof, and A. H. Basori, "Personalized Learning Model based on Deep Learning Algorithm for Student Behaviour Analytic," *Procedia Computer Science*, vol. 163, pp. 125-133, 2019.

[14] Jayasingh, "A Data Mining Approach to Inquiry Based Inductive Learning Practice in Engineering Education," in *2016 IEEE 6th International Conference on Advanced Computing (IACC)*, Bhimavaram, pp. 845-850. India, 2016,

[15] X. Liu, F. Zeng, S. Tian, S. Zhang, and L. Zhao, "Domain Transfer Broad Learning System for Long-Term Drift Compensation in Electronic Nose Systems," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 143947-143959, 2019.

[16] V. Verma, Z. Stoffová, S. Illés, S. Tanwar, and N. Kumar, "Machine Learning-Based Student's Native Place Identification for Real-Time," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 130840130854, 2020.

[17] Deng, X. Ji, C. Rainey, J. Zhang, and W. Lu, "Integrating Machine Learning with Human Knowledge," *iScience*, vol. 23, no. 11, p. 101656, 2020.

[18] L. K. Yamamura, C. O. Ribeiro, D. Dantas, J. A. Quintanilha, and F. T. Berssaneti, "The Front-End of Product Development as Systems Thinking and Predictive Learning," *Procedia Manufacturing*, vol. 39, pp. 1346-1353, 2019.

[19] Lwande, L. Muchemi, and R. Oboko, "Identifying learning styles and cognitive traits in a learning management system," *Heliyon*, vol. 7, no. 8, p. e07701, 2021.

[20] Deenadayalan, A. Kangaiammal, and B. K. Poornima, "EEG Based Learner's Learning Style and Preference Prediction for E-learning," in *2018 2nd International Conference on ISMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC)*, pp. 316-320, 2018.

[21] D.-P. Tran, G.-N. Nguyen, and V.-D. Hoang, "Hyperparameter Optimization for Improving Recognition Efficiency of an Adaptive Learning System," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 160569160580, 2020.

[22] Díaz, C. Cubillos, R. Mellado, and E. Barbaguelatta, "Development of a prototype of elearning based on ontologies to analyze the impact of learning styles on engineering students," in *2017 36th International Conference of the Chilean Computer Science Society (SCCC)*, pp. 1-9, 2017.

[23] V. Kowalski and S. E. Kowalski, "The effect of student learning styles on the learning gains achieved when interactive simulations are coupled with real-time formative assessment via pen-enabled mobile technology," in *2012 Frontiers in Education Conference Proceedings*, Seattle, WA, USA, pp. 1-5, 2012.

[24] J. Painén-Aravena, J. Alfaro-Pérez, P. Ramírez-Correa, E. E. Grandón and S. ArayaGuzmán, "Investigating the effect of learning styles on the acceptance of e-books among university students," in *2019 14th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI)*, Coimbra, Portugal, pp. 1-4, 2019.

[25] G. T. Huamani and P. M. T. Inga, "WIP Adaptive evaluation for a systems theory course according to the learning context," in *2021 IEEE World Conference on Engineering Education (EDUNINE)*, Guatemala City, Guatemala, pp. 1-4, 2021.

[26] Gomede, R. Miranda de Barros, and L. de Souza Mendes, "Deep auto encoders to adaptive E-learning recommender system," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 2, 100009, 2021.

[27] H. Chen, C. Yin, R. Li, W. Rong, Z. Xiong, and B. David, "Enhanced learning resource recommendation based on online learning style model," *Tsinghua Science and Technology*, vol. 25, no. 3, pp. 348-356, 2020.

[28] H. A. El-Ghareeb, "Intelligent and adaptive microservices and neutrosophic-based learning management systems," in *Optimization Theory Based on Neutrosophic and Plithogenic Sets*, F. Smarandache and M. Abdel-Basset, Eds. Academic Press, pp. 63-85,2020.

[29] J. Bernard, T.-W. Chang, E. Popescu, and S. Graf, "Learning style Identifier: Improving the precision of learning style identification through computational intelligence algorithms," *Expert Systems with Applications*, vol. 75, pp. 94-108, 2017.

[30] M. Ciolacu, A. F. Tehrani, L. Binder and P. M. Svasta, "Education 4.0 - Artificial Intelligence Assisted Higher Education: Early recognition System with Machine Learning to support Students' Success," in *2018 IEEE 24th International Symposium for Design and Technology in Electronic Packaging (SIITME)*, Iasi, Romania, pp. 23-30, 2018

[31] M. Dlamini and W. S. Leung, "Evaluating Machine Learning Techniques for Improved Adaptive Pedagogy," in *2018 IST-Africa Week Conference (IST-Africa)*, Gaborone, Botswana, Page 10 of 10, 2018.

[32] M. H. Miller, J. DeClerck, W. J. Endres, L. Roberts, K. Hale and S. Sorby, "Evaluation of computer modules to teach metacognition and motivation strategies," in *2013 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)*, Oklahoma City, OK, USA, pp. 707-709, 2013.

[33] M. Hariharan, K. Sooda, N. Vineeth and G. S. Rekha, "Teaching Style Recommender using Machine Learning," in *2019 1st International Conference on Advances in Information Technology (ICAIT)*, Chikmagalur, India, pp. 238-244, 2019.

[34] M. Hasanuzzaman Shawon, S. M. Muyeen, A. Ghosh, S. M. Islam and M. S. Baptista, "Multi-Agent Systems in ICT Enabled Smart Grid: A Status Update on Technology Framework and Applications," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 97959-97973, 2019.

[35] M. Kaushik and G. Joshi, "Transitional Learning Style Preferences and Its Factors in Newer Generation Engineering Students," in *2016 IEEE 4th International Conference on MOOCs, Innovation and Technology in Education (MITE)*, Madurai, India, pp. 263-267, 2016.

[36] M. M. Mohamad, A. R. Jamali, M. I. Mukhtar, L. C. Sern and A. Ahmad, "Learning styles and critical thinking skills of engineering students," in *2017 IEEE 9th International Conference on Engineering Education (ICEED)*, Kanazawa, Japan, pp. 54-58, 2017.

[37] M. T, A. S and K. K, "Using item response theory in machine learning algorithms for student response data," in *2021 IEEE International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST)*, Nur-Sultan, Kazakhstan, pp. 1-5, 2021.

[38] Maha Faisal, Aisha Bourahma, Feda AlShahwan,. "Towards a reference model for sensorsupported learning systems," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 33, no. 9, pp. 1145-1157, 2021.

[39] Michał Choraś, Konstantinos Demestichas, Agata Giełczyk, Álvaro Herrero, Paweł Ksieniewicz, Konstantina Remoundou, Daniel Urda, Michał Woźniak, "Advanced Machine Learning techniques for fake news (online disinformation) detection: A systematic mapping study," *Applied Soft Computing*, vol. 101, 2021.

[40] Aissaoui, O.E. & Oughdir, L. "A learning style-based Ontology Matching to enhance learning resources recommendation." In *1st International Conference on Innovative Research in Applied Science, Engineering and Technology (IRASET)*, Meknes, Morocco, pp. 1-7. 2020.

[41] El Aissaoui, O., El Madani El Alami, Y., Oughdir, L., & El Allioui, Y. "Integrating web usage mining for an automatic learner profile detection: A learning styles-based approach." In *International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)*, Fez, Morocco, pp. 1-6, 2018.

[42] P. K. Tulsi, M. P. Poonia and Anupriya, "Learning styles and achievement of engineering students," *2016 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, Abu Dhabi, United Arab Emirates, pp. 192-196, 2016.

[43] P. Poulova and I. Simonova, "Individual learning styles and university students," *Proceedings of the 2012 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, Marrakech, Morocco, pp. 1-6, 2012.

[44] P. Tsai and H. Liao, "Students' progressive behavioral learning patterns in using machine translation systems – A structural equation modeling analysis," *System*, vol. 101, 2021.

[45] P. Różewski, M. Kieruzel, T. Lipczyński, M. Prys, M.-A. Sicilia, E. García-Barriocanal, S.

Sánchez-Alonso, C. Hamill, C. Royo, and F. Uras, "Concept of expert system for creation of personalized, digital skills learning pathway," *Procedia Computer Science*, vol. 159, pp. 23042312, 2019.

[46] R. Bajaj and V. Sharma, "Smart Education with artificial intelligence based determination of learning styles," *Procedia Computer Science*, vol. 132, pp. 834-842, 2018.

[47] S. V. Kolekar, R. M. Pai, and M. Pai M.M., "Adaptive User Interface for Moodle based Elearning System using Learning Styles," *Procedia Computer Science*, vol. 135, pp. 606-615, 2018.

[48] Tumaini Kabudi, Ilias Pappas, Dag Håkon Olsen, "AI-enabled adaptive learning systems: A systematic mapping of the literature," *Computers and Education: Artificial Intelligence*, vol. 2, 2021.

[49] Yu Hsin Hung, Ray I. Chang, Chun Fu Lin, "Hybrid learning style identification and developing adaptive problem-solving learning activities," *Computers in Human Behavior*, vol. 55, Part A, pp. 552-561, 2016.