



Universidad Veracruzana

Facultad de Estadística e Informática

Región Xalapa

Licenciatura en Tecnologías Computacionales

Estudio de plataformas de IA para la generación de ambientes personalizados de aprendizaje

Monografía
para acreditar la Experiencia educativa Proyecto Integrador

Presenta:

Vasquez Ramirez Axel Alain

Haga clic aquí para escribir el tipo de participación del académico (a):

Haga clic aquí para escribir el nombre del académico (a)

Elija el mes de Elija el año

“Lis de Veracruz: Arte, Ciencia, Luz”

Manifiesto que he estado revisando el trabajo
Dr. Juan Manuel Gutiérrez Méndez



Dedicatoria o agradecimientos (opcional) (Título: tipo de letra o tipografía Gill Sans a 15 pts. en negrita con interlineado de 17 pts.)

Párrafos con tipografía Times New Roman a 12 pts., con interlineado de 21 pts., sin sangría, este es un ejemplo de texto simulado y contiene las características de los párrafos de este documento, este es un ejemplo de texto simulado y contiene las características de los párrafos de este documento, este es un ejemplo de texto simulado y contiene las características de los párrafos de este documento, este es un ejemplo de texto simulado y contiene las características de los párrafos de este documento.

Índice (Título: tipografía Gill Sans a 15 pts. en negrita con interlineado de 17 pts.)

Dedicatoria o agradecimientos	3
Índice	4
Resumen (opcional)	3
I. Introducción.....	4
II. Antecedentes	5
III. Definición del problema	8
IV. Justificación.....	9
V. Objetivos	10
Objetivo general.....	10
Objetivos específicos.....	10
VI. Marco teórico.....	11
Ambientes de aprendizaje mediados por tecnología	11
Learning Management Systems (LMS).....	11
Personal Learning Environments (PLEs)	11
Adaptive Learning Environments (ALEs)	13
Life Long Learning (LLL)	16
Referencias	17

Resumen (opcional) (Título: tipografía Gill Sans a 15 pts. en negrita con interlineado de 17 pts.)

Párrafos en tipografía Times New Roman a 12 pts., con interlineado de 21 pts., sin sangría. Este es un ejemplo de texto simulado y contiene las características de los párrafos de este documento, este es un ejemplo de texto simulado y contiene las características de los párrafos de todo este documento, este es un ejemplo de texto simulado y contiene las características de los párrafos de este documento, este es un ejemplo de texto simulado y contiene las características de los párrafos de este documento.

Palabras clave (opcional): (tipografía Gill Sans a 12 pts. con interlineado de 21 pts.)

I. Introducción

En la actualidad, la adopción de Inteligencia Artificial ha sido relevante en diferentes sectores, y la educación superior no ha sido la excepción. Incentivando a Universidades a emplear el uso Inteligencia Artificial en Educación (AIEd) con el fin de modernizar y aprovechar las nuevas tecnologías a su favor. El termino AIEd se entiende como técnicas aplicadas en la administración de las Universidades, también en procesos de seleccionar, organizar, adaptar o generar recursos de aprendizaje para los estudiantes, evaluación, predicciones del desempeño académico, deserción escolar, trayectoria de aprendizaje, entre otras, con ayuda de Inteligencia Artificial (Topham et al., 2025).

El campo de la AIEd es amplio y con diversas aplicaciones como en el área de administración del instituto, tales como la gestión de procesos, chatbots para responder preguntas a los estudiantes sobre tramites, así como la automatización de tareas diarias para el personal administrativo (Ortega-Moody et al., 2025). Además, incluye sistemas de analítica de aprendizaje aptos para detectar a estudiantes con riesgo a desertar o reprobar (ICDTE, 2024). Asimismo, las plataformas con Inteligencia Artificial en la educación son útiles para los docentes, facilitando la planificación de la clase, la elaboración de evaluaciones y retroalimentación en los estudiantes para mejorar sus tareas (Topham et al., 2025).

Sin embargo, en el presente trabajo nos centraremos en las áreas de aprendizaje adaptativo y tutorías personalizadas. Estos dos pilares emplean algoritmos para identificar el desempeño de los alumnos en tiempo real, permitiendo ajustes dinámicos en los contenidos, actividades y en la retroalimentación que el alumno proporcione. El aprendizaje adaptativo y tutorías personalizadas son capaces de recomendar recursos, proponer ejercicios adaptándose a las necesidades del estudiante e incluso reforzar conceptos donde se detecten carencias (Wang et al., 2024). Estas dos áreas integran marcos de trabajo orientado a la pedagogía, basando en el aprendizaje autorregulado, el cual busca fortalecer el autoaprendizaje en los estudiantes (Wang et al., 2024).

Este trabajo tiene como propósito documentar las características, funcionalidades y oportunidades de las plataformas y herramientas que hagan uso de la IA; así como los marcos de trabajo para desarrollar un ambiente personalizado. De tal manera, desarrollar

una Revisión Sistemática de la Literatura que impulse a la Universidad Veracruzana a incorporar AIED para ayudar a sus alumnos.

II. Antecedentes

A lo largo de dos décadas, La integración de la tecnología y la educación se han convertido en un mismo camino. El punto de partida en la literatura documentada son entornos institucionales de gestión de educativo y esto ha evolucionado ambientes personalizados apoyado por inteligencia artificial. La evolución de estas soluciones tecnológicas nace de la incorporación de herramientas que ayuden a los estudiantes a su autonomía y continuidad en el aprendizaje.

En primer lugar, hay que señalar que los primeros entornos virtuales se centraron en los sistemas institucionales de gestión de aprendizaje. Tal es el caso de Eminus, que es una plataforma institucional de la Universidad Veracruzana. Gutierrez-Garcia (2020), describe lo siguiente: *“El uso de una plataforma educativa institucional con un ambiente amigable puede facilitar considerablemente el quehacer docente y el aprendizaje de los estudiantes”*; sin embargo, el mismo autor hace mención que el uso de la plataforma se enfoca en la administración de cursos y que este enfoque no garantiza un aprendizaje significativo para los estudiantes.

Frente a esto, se ha optado por el aprendizaje autodirigido o SDL por sus siglas en inglés. Este enfoque educativo propone que el alumno identifique sus necesidades, además de establecer sus propias metas, asimismo el alumno es el responsable de seleccionar los recursos y este mismo pueda evaluar sus respectivos avances. Todo esto con el objetivo de que los estudiantes lleven su propio proceso de aprendizaje.

Posteriormente, con el avance de las tecnologías, surgen los Personal Learning Enviroments (PLEs). Para Aguilar-Peña et al. (2018) define que los PLEs son entornos que integran herramientas digitales, recursos en línea y redes de comunicación para que los estudiantes organicen sus propios procesos de aprendizaje. Mientras que Dabbagh y Kwende (2021) señalan que los PLEs tienen como característica principal ser entornos colaborativos y adaptativos que fomentan experiencias de aprendizaje más personales y sociales. Sin embargo, la implementación de los PLEs no estuvo exento de problemas, ya

que Pedro y Santos (2021), revelaron que, en pandemia con la educación remota, las universidades se concentraron en sus metodologías de enseñanza tradicionales e involucraron sus plataformas institucionales; por consecuencia, existió una reducción en la autonomía y la flexibilidad que caracterizaba a los PLEs (p.37). La decisión tomada por las universidades se debió a que los PLEs carecía de analítica de datos, interoperabilidad y retroalimentación constante, impidiendo así su conciliación como sistemas escalables.

Ahora bien, con la integración de la inteligencia artificial en la educación es crucial. Para la introducción de algoritmos capaces de adaptar contenido, predecir resultados y ofrecer retroalimentación en tiempo real. Los autores Alawneh et al. (2024), indican que los Adaptive Learning System (ALS), proponen tres componentes: mientras que el módulo de perfilado de usuario utiliza algoritmos de aprendizaje automático para identificar estilos de aprendizaje, preferencias y patrones de desempeño, el segundo ajusta los materiales y ejercicios propuestos en función del perfil del estudiante. Por otro lado, el último componente es el de la continuación de la realimentación, o la actualización del perfil del usuario, vale la pena recordad, mejora la precisión según sea la trayectoria del alumno (p.p.4-6). Pero, existe un problema Ren & He (2023), puntualizan que los modelos adaptativos enfrentan limitaciones importantes a la dispersión de datos y la falta de datasets estandarizados y normalizados, lo que impide una personalización efectiva en múltiples contextos educativos.

Asimismo, el autor Xu (2025), propone un modelo de aprendizaje, que se basa en IA multimodal, es decir, hacer uso de diferentes tipos de dato como voz, texto, imágenes, buscar más formas de interacción en la plataforma para conseguir una percepción más completa en el proceso de aprendizaje y, así, permitir la construcción de perfiles de aprendizaje más precisos.

Más tarde, surgen los microambientes de aprendizaje, los cuales son un entorno educativo construido por microcontenido adaptables, que son capaces de ajustarse a las necesidades de cada usuario en tiempo real. También, se plantea que este enfoque logra distribuir unidades pequeñas de conocimiento de manera flexible y personalizada (Alawneh et al, 2024). De igual forma, Euan-Valle y Gil (2025), enfatizó en que la integración de la

Inteligencia Artificial ha mejorado en la cuestión de la predicción del rendimiento, pero persisten desafíos en cuestiones de infraestructura, privacidad y sesgos algorítmicos.

Bajo el contexto nacional, el estudio preferencias por el microaprendizaje en estudiantes universitarios de México (2023), muestra que la mayoría de los alumnos optan por materiales breves, visuales y accesibles, debido a que de esta forma el aprendizaje se ajusta a su ritmo y estilo de estudio (p.18). A pesar de esto, Huang et al. (2024), señalan que los sistemas de recomendación educativos basados en aprendizaje automático presentan problemas de interoperabilidad y carecen de métricas de evaluación estandarizadas (p.14). Por tanto, la posibilidad de replicar los resultados en diferentes contextos universitarios; además, esto evidencia la necesidad de marcos de desarrollo más integradores.

Una vez expuesta la literatura documentada, se puede trazar una evolución constante con la tecnología y la educación. Inicialmente se implementaron los entornos de aprendizaje centralizados y estructurados en plataformas LMS; seguidamente trasciende a ambientes con Inteligencia Artificial integrada. Podemos decir que este progreso ha permitido incorporar analítica de aprendizaje, adopción automática y retroalimentación continua. Pero, pese a estos avances, la evidencia científica revisada, revela que la información sobre los ambientes y microambientes de aprendizaje siguen dispersos. Se encontraron vacíos relacionados con la falta de datasets estandarizados y normalizados que faciliten el entrenamiento de algoritmos y la validación cruzada de resultados (Ren & He, 2023); igualmente, existe una escasa transparencia en los procesos de personalización, debido al carácter cerrado o propietario de la mayoría de los modelos de Inteligencia Artificial (Huang et al. 2024; Euan-Valle & Gil, 2025).

Estos hallazgos indican la ausencia de una sistematización, hoy en día, la información tecnológica sobre los ambientes y microambientes de aprendizaje con inteligencia artificial se encuentran dispersos en distintos marcos conceptuales, metodologías y contextos institucionales. Es por esto que resulta crucial una documentación que recopile, compare y sintetice la evidencia científica reciente con el propósito de identificar vacíos tecnológicos, teóricos y metodologías que obstaculicen la consolidación de entornos personalizados para la Universidad Veracruzana.

III. Definición del problema

La Inteligencia Artificial ha generado una gran cantidad de investigaciones, experimentos sobre metodologías, plataformas y modelos en la educación superior y así ayudar a los estudiantes en su trayectoria académica. Sin embargo, las universidades ofrecen plataformas LMS como Eminus, la cual su uso no propicia el aprendizaje autodirigido, ni el desarrollo de habilidades de aprendizaje autónomo (Gutiérrez-García, 2020). Esto se debe porque las plataformas LMS no están diseñadas para fomentar la capacidad del estudiante de aprender por cuenta propia.

Por lo que las plataformas basadas en Inteligencia Artificial representan una oportunidad para fortalecer la autonomía, dado que estas plataformas permiten adaptar los contenidos, ofrecer retroalimentación y acompaña al estudiantes según su progreso, lo que genera que este tipo de plataformas promueva la autonomía del estudiante. Gracias a las características que brindan estas plataformas el estudiante adopta habilidades para aprender a aprender, lo cual es clave para el aprendizaje continuo a lo largo de la vida de las personas.

Aunque existen diversa información sobre estas plataformas, esta misma se encuentra dispersa y poco estructurada. A causa de ello existe dificultades para orientar el desarrollo en entornos educativos personalizados. Por lo tanto, al no existir una sistematización de la información tecnológica, teórica y metodológica que integren los avances en ambientes y microambientes de aprendizaje personalizados resulta difícil desarrollar plataformas adaptativas adecuadas para contextos universitarios. Por ende, se decidió plantear las siguientes preguntas de investigación, las cuales nos permitirán tener una mejor orientación y control:

- ¿Qué plataformas y herramientas basadas en Inteligencia Artificial se han documentado en la literatura científica para el fortalecimiento de hábitos de estudio en la educación superior?
- ¿Qué marcos de trabajo han sido propuestos para incorporar la Inteligencia Artificial en el aprendizaje autónomo y en la construcción de ambientes de aprendizaje personalizados?

- ¿Qué características, funcionalidades y oportunidades presentan las plataformas documentadas en la literatura para el fortalecimiento de hábitos de estudio y a la personalización del aprendizaje?
- ¿Cuáles son los principales retos tecnológicos que limitan la consolidación de entornos educativos personalizados con IA?

El problema planteado es relevante, ya que toca un sector tecnológico que puede aprovecharse por las universidades para promover el aprendizaje autodirigido con la intervención de la Inteligencia Artificial. El trabajo es oportuno y factible, ya que el estudio se basará en fuentes científicas accesibles; es significativo, debido a que permitirá formar la base teórica para desarrollos futuros de las propuestas de innovación en la educación para la Universidad Veracruzana.

IV. Justificación

Este trabajo tiene como finalidad sistematizar la información documentada en la literatura sobre las plataformas educativas basadas en inteligencia artificial orientadas al aprendizaje personalizado y al Life Long Learning. Su relevancia radica en ofrecer a la Universidad Veracruzana una base documental sólida que sirva como guía de referencia para una futura implementación de entornos educativos adaptativos que promuevan la autonomía y un aprendizaje continuo en los estudiantes.

Esta investigación busca que la Universidad Veracruzana cuente con una sistematización de la literatura científica reciente que ayude a comprender los componentes, funcionalidades, beneficios de las plataformas que han integrado inteligencia artificial aplicadas en la educación e incluso mostrar las limitaciones tecnológicas por las cuales las universidades no han implementado esta nueva evolución en sus institutos. De esta forma, la hacer que la UV sepa orientar sus recursos hacia el diseño de estrategias tecnológicas óptimas que fomenten el aprendizaje a lo largo de la vida, consiguiendo un fortalecimiento en las competencias de los estudiantes y así ellos puedan contar con una correcta preparación para asumir las demandas del entorno laboral.

El valor del estudio se refleja en tres planos. Académico y científico, al integrar y organizar información dispersa para que funcione como un punto de partida a

investigaciones futuras y desarrollos posteriores; Plano institucional, al proporcionar una herramienta conceptual que la Universidad Veracruzana podrá utilizar para tomar decisiones informadas sobre la incorporación de inteligencia artificial en el aprendizaje; un plano social al contribuir indirectamente a la formación de egresados más autónomos, competentes y adaptables a cualquier contexto, capaces de mantener un aprendizaje continuo a lo largo de su vida profesional.

Por lo tanto, este trabajo busca sistematizar el conocimiento existente sobre la relación entre Inteligencia Artificial, aprendizaje profesionalizados y Life Long Learning, todo esto para ofrecer a la Universidad Veracruzana una base teórica confiable que oriente a la planeación de una futura solución tecnológicas institucional para promover un aprendizaje permanente en los estudiantes.

V. Objetivos

Objetivo general

Sistematizar la información científica reciente sobre los ambientes y microambientes de aprendizaje que implementaron Inteligencia Artificial en la educación superior de esta forma, se podrá identificar las tendencias metodológicas y a su vez encontrar vacíos tecnológicos.

Objetivos específicos

- Sistematizar la literatura científica del año 2020 al 2025 que documentaron plataformas, herramientas y modelos basados en la Inteligencia Artificial para fomentar el aprendizaje personalizado en la educación superior.
- Identificar la tecnología y los marcos de trabajo que se implementaron en los ambientes y microambientes de aprendizaje que utilizaron Inteligencia Artificial.
- Comparar las plataformas y herramientas reportados en la literatura abordando las características y resultados para determinar los efectos en los usuarios finales.
- Examinar los principales desafíos tecnológicos que se reportaron en las plataformas y herramientas documentadas en la literatura.

VI. Marco teórico

Ambientes de aprendizaje mediados por tecnología

Con el transcurso del tiempo, la tecnología ha tenido un gran impacto en la educación, promoviendo el desarrollo de software educativo, sistemas de gestión de aprendizaje (LMS), entornos de aprendizaje personal (PLEs), entornos de aprendizaje personalizado (ALEs); cada uno de ellos con un enfoque único. Actualmente, los software en educación han integrado inteligencia artificial para que el análisis del comportamiento, rendimiento y preferencias de los estudiantes. (Kumaresan et al., 2025).

Learning Management Systems (LMS)

Los LMS han sido el pilar en la combinación de tecnología y educación. Las plataformas LMS brindan a los docentes y estudiantes un espacio ordenado para la administración del curso contenido, actividades y evaluaciones. Este tipo de software educativo generalmente cuenta con la siguiente estructura: módulo de autenticación, gestión de usuarios, y administración de cursos. (Zhou et al., 2014).

Este tipo de sistema hace que las instituciones académicas puedan registrar a organizar y evaluar los resultados académicos de manera centralizada, integrando funciones de retroalimentación y reportes institucionales. No obstante, la estructura rígida de este software no fomenta el aprendizaje autodirigido ni la personalización, debido a que los contenidos tienden a ser estáticos y definidos por el docente (Arqoub et al., 2022).

Como señala Gutierrez-Garcia (2020) *“la plataforma Eminus por sí sola no garantiza el aprendizaje, es solo un medio para acercar a los distantes e implica todo un diseño del curso con el mismo detalle, dedicación e instrucción didáctica, como ocurre en la modalidad presencial.”* (p.8). Por lo tanto, este tipo de software es práctico para las instituciones porque organiza el conocimiento, pero presentan limitaciones al atender la diversidad de ritmos de aprendizaje en los estudiantes.

Personal Learning Environments (PLEs)

Estas plataformas tienen como objetivo garantizar que los estudiantes organicen su propio entorno de aprendizaje de manera flexible. Los autores Prendes Espinosa y Román García (2017) mencionan que los PLEs *“va más allá de una simple recopilación de herramientas*

digitales o una plataforma donde representar los recursos usados en los procesos de aprendizaje, debemos entenderlo considerando los procesos cognitivos, las estrategias y actitudes personales” (p.67). Es decir que los PLEs buscan la difusión de autonomía y colaboración, haciendo que los estudiantes integren diversas herramientas y recursos digitales en un determinado entorno de aprendizaje.

Los PLEs se basan en una arquitectura SOA que permite conectar distintas plataformas a través de servicios web estandarizados, es decir, que esta arquitectura hace que herramientas externas se comuniquen con sistemas institucionales como la LMS, generando una interoperabilidad real entre los entornos personales e institucionales (Dagger et al., 2007).

El modelo de cinco capas propuesto por Guo (2010) en *Pervasive and Personal Learning Environment Using Service-Oriented Architecture: A Framework Design*, plantea un sistema organizado con capas interconectadas donde cada una cumple una función específica dentro del proceso educativo tecnológico. La primera capa es nombrada usuarios y terminales, aquí se encuentran estudiantes y docentes, su propósito es garantizar la accesibilidad y movilidad del aprendizaje, permitiendo que los usuarios participen en actividades educativas desde cualquier contexto. La segunda capa es la gestión del aprendizaje, se busca analizar las condiciones del usuario (dispositivo, red y/o ubicación) y así ajustar los contenidos, actividades y herramientas acorde al contexto del usuario, para ofrecer una experiencia de aprendizaje ajustada a las características individuales. En la tercera capa, denominada servicios educativos, se integran aplicaciones, plataformas externas o incluso los LMS, todo para garantizar el intercambio de información y recursos. La cuarta capa, máquinas virtuales, hace que el sistema pueda activar o desactivar módulos de manera independiente, permitiendo una gestión eficiente de recursos y una mayor capacidad de respuesta ante las necesidades de los usuarios. Por último, la quinta capa, constituyen la infraestructura técnica del sistema, servidores, base de datos, redes y dispositivos que sostienen el funcionamiento de los PLEs.

Aunque este modelo no se ha adaptado de manera formal como un estándar, su estructura e influido en el desarrollo de los PLEs, ya que se retoman la lógica de capas, aunque con variaciones en su número o denominación, y siguen compartiendo los mismos

principios de interoperabilidad, personalización y modularidad. Ahora bien, las propuestas de Conde et al. (2014) y Dagger et al. (2007) de igual forma, coinciden en que los PLEs funcionan a partir de niveles bien definidos que separan la interacción del usuario, la gestión del aprendizaje y servicios tecnológicos. Por consecuencia, la integración entre entornos personales e institucionales es más fácil.

Adaptive Learning Environments (ALEs)

El siguiente avance tecnológico integra algoritmos de Inteligencia Artificial, que se ajustan de forma dinámica el contenido y la estructura del aprendizaje acorde el progreso del alumno. Los ALEs tienen la capacidad de analizar de manera continua el comportamiento y el desempeño de cada usuario y en base a ello reorganizar la presentación, dificultad, y modificar los materiales de aprendizaje (Hemmler et al., 2022; Ezzaim et al., 2023).

Asimismo, El-Sabagh (2021), señala que los ALEs se componen de tres modelos:

- Modelo del estudiante, es el encargado de reunir información sobre conocimientos previos del estudiante, su desempeño, estilo de aprendizaje, motivación y comportamiento.
- Modelo del contenido, tiene como propósito estructurar el conocimiento disponible dentro del entorno adaptativo. Es el encargado de gestionar recursos digitales asociados a las metas de aprendizaje. Además, vincula cada recurso con las competencias que el estudiante debe desarrollar y establece las relaciones jerárquicas entre los temas, de esta forma se define que contenidos deben abordarse primero y cuales dependen de ello.
- Modelo de adaptación, este modelo es el motor del sistema debido a que decide qué contenido, actividad o recurso se presenta el estudiante según su perfil y progreso. Cabe señalar que este modelo integra algoritmos de aprendizaje automático como redes bayesianas, aprendizaje supervisado o técnicas de recomendación; todo esto sirve para ajustar la instrucción en tiempo real. De esta manera el entorno selecciona los recursos y estrategias más eficientes para cada usuario, optimizando su rendimiento y fomentando una experiencia de aprendizaje individualizada. (El-Sabagh, 2021; Gligorea, 2023).

Ahora bien, si hablamos de los algoritmos utilizados por ALEs, estos emplean distintas técnicas de IA para la interpretación de datos. Entre los algoritmos más comunes están las redes bayesianas, son utilizadas para la construcción de rutas de aprendizaje personalizadas y ajustar de forma dinámica la secuencia de contenidos. Esto logra que dos estudiantes que cursan el mismo tema reciban caminos formativos distintos según su perfil y su progreso (Nadimpalli et al., 2025).

Por otro lado, el autor Ezzaim et al. (2023), identifico cuatro técnicas utilizadas:

- Aprendizaje automático (Machine Learning), empleados para clasificar estilos de aprendizaje, predicción del rendimiento o para recomendar recursos.
- Aprendizaje profundo, son utiles para el reconocimiento de emociones o patrones complejos de interacción.
- Inteligencia simbólica y sistemas basados en reglas, estos algoritmos permiten establecer reglas de decisión cuando los datos son incompletos.
- Procesamiento del Lenguaje Natural, son implementados en tutores capaces de comprender respuesta escritas u orales y así ofrecer una retroalimentación inmediata.

Estás funciones, hacen que los ALEs personalicen de manera dinámica el contenido, además de proporcionar retroalimentación inmediata, de igual forma, predicen posibles dificultades, recomiendan rutas alternativas de aprendizaje y visualizan indicadores de progreso mediante paneles analíticos. En conjunto se generan experiencias precisas, motivantes, y alineadas al ritmo individual de cada estudiante (Alawneh et al., 2025).

Comparación de LMS, PLE, ALE

Tabla 1. Tabla comparativa: LMS vs. PLE vs. ALE			
Aspecto	Learning Management System (LMS)	Personal Learning Environment (PLE)	Adaptive Learning Environment (ALE)
Propósito	Administración de cursos, estudiantes y evaluaciones.	Impulsar a los estudiantes a la autonomía en el aprendizaje creando ambientes digitales de aprendizaje.	Integración de Inteligencia Artificial para que esta ajuste contenidos y rutas de aprendizaje acorde el rendimiento de los estudiantes.

Arquitectura	Sistema modular compuesto por subsistemas de autenticación, gestión de usuarios, administración de cursos y evaluación (Zhou et al., 2014).	Softwares basados en una arquitectura orientada a servicios (SOA) para la conexión de plataformas institucionales y herramientas externas (Dagger et al., 2007; Conde et al., 2014)	Aplica una arquitectura modular o multicapa con modelos del estudiante, contenido y adaptación. Asimismo, son complementados por capas de análisis, decisión y presentación (El-Sabagh, 2021; Gligorea, 2023).
Unidad estructural	Curso institucional.	Entorno digital configurado por el usuario.	Módulos de aprendizaje adaptativos que se ajustan en función al rendimiento del estudiante.
Nivel de control	Existe un control centrado en la institución y en el docente.	El control va enfocado al estudiante, ya que este lleva una autogestión y autonomía en su proceso de aprendizaje.	El control es compartido por el docente, el estudiante y el sistema de IA.
Funciones principales	Administración de cursos, calificaciones, reportes y retroalimentación institucional.	Incorporación de herramientas digitales que el estudiante escoge para conectar en su entorno personal. Permite la colaboración al intercambiar información de recursos (Prendes Espinosa & Román García, 2017; Conde et al., 2014.	Análisis de datos del estudiante para la personalización del contenido, predicción del rendimiento y brindar retroalimentación inmediata.
Tecnologías o algoritmos	Sistemas web tradicionales (bases de datos, gestión de usuarios).	Servicios web estandarizados (APIs, IMS-LTI, SOA).	Algoritmos de machine learning, deep learning, redes bayesianas y procesamiento del lenguaje natural. (Ezzaim et al., 2023; Nadimpalli et al., 2025; Kumaresan et al., 2025)
Rol del docente	Diseñador, administrador y evaluador del curso.	Facilitador, orientador y colaborador del proceso.	Definidos objetivos y reglas de adaptación, interpreta los datos que proporciona el sistema para identificar el desempeño y ajustar sus estrategias. (Hemmler & Ifenthaler, 2022; Ezzaim et al., 2023)
Rol del estudiante	Receptor de información,	Gestor de su propio entorno de aprendizaje	El proceso de aprendizaje se adapta a

	responsable en la entrega de actividades y evaluaciones.	y recursos digitales.	su rendimiento.
Limitaciones	Escasa personalización y rigidez del contenido.	Falta de estandarización técnica; depende del usuario.	Complejidad técnica, alta demanda de datos y necesidad de supervisión ética.

Life Long Learning (LLL)

El Life Long Learning implica tener la capacidad de autogestionar el aprendizaje y desarrollar habilidades para aprender de forma autónoma en contextos distintos. De acuerdo con Garlatti et al. (2018), “*la autonomía es crucial para el aprendizaje permanente*” [traducción propia] (p.1019); Destacando como la autonomía consigue sostener un aprendizaje continuo con la ayuda de tecnologías como las Open Learn Models (OLMs), los cuales facilitan la gestión del conocimiento del estudiante. Asimismo, Ku et al. (2022), indica cómo el aprendizaje permanente hace que el estudiante asuma un papel activo en su desarrollo personal y profesional, apoyado por entornos digitales y plataformas de aprendizaje en línea, que amplía las oportunidades de formación más allá del aula.

El concepto de LLL se relaciona con los ALEs, porque Esto es un torno, es promueves la adquisición continua del conocimiento a lo largo de la vida. Los ALEs permiten que el aprendizaje se adapte a las necesidades y circunstancias cambiantes de los estudiantes, convirtiendo un recurso clave para el aprendizaje permanente. Además, se ha señalado que en el mundo laboral las personas deben participar continuamente en actividades de educación continua los ALEs representan una herramienta para personalizar y apoyar procesos de aprendizaje. (Hemmler & Ifenthaler, 2022b; Manuti et al., 2015, como se citó en Garlatti et al., 2018).

Referencias

- Alawneh, Y. J. J., Sleema, H., Salman, F. N., Alshammat, M. F., Oteer, R. S., & Alrashidi, N. K. N. (2024). Adaptive learning systems: Revolutionizing higher education through AI-driven curricula. In *Proceedings of the 2024 International Conference on Knowledge Engineering and Communication Systems (ICKECS 2024)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICKECS61492.2024.10616675>
- Alanoglu, M., Karabatak, S., & Karabatak, M. (2021, June 28). Investigation of Self-Directed Learning Skills of Distance Education Students. 9th International Symposium on Digital Forensics and Security, ISDFS 2021. <https://doi.org/10.1109/ISDFS52919.2021.9486379>
- Gutiérrez-García Ana G. (2020). *Uso de la plataforma educativa en línea Eminus para evaluar aprendizajes mixtos en estudiantes universitarios*. www.eduscientia.com
- Han, B., Coghlan, S., Buchanan, G., & McKay, D. (2025). Who is helping whom? Student concerns about AI-teacher collaboration in higher education classrooms. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 9(2). <https://doi.org/10.1145/3711104>
- Li, H., & Xu, L. (2025). Personalised learning methodologies for university English with the application of artificial intelligence. In *Proceedings of the 2024 International Conference on Artificial Intelligence and Future Education (AIFE 2024)* (pp. 352–357). ACM. <https://doi.org/10.1145/3708394.3708454>
- Lindgren, R., Kakar, S., Maiti, P., Taneja, K., & Goel, A. (2024). Does Jill Watson increase teaching presence? In *Proceedings of the 11th ACM Conference on Learning at Scale (L@S 2024)*. ACM.
- José Rujero Hernández Temis. (2022, September 24). *Busca UV disminuir el rezago y la deserción escolar*. Universo - Sistema de Noticias de La UV. <https://www.uv.mx/prensa/regiones/busca-uv-disminuir-el-rezago-y-la-desercion-escolar/>
- Ortega-Moody, J., Jenab, K., Moslehpour, S., del Carmen Molina Acosta, L., Marin Garcia, J., & Torres Marin, J. N. (2025). SWOT analysis of artificial intelligence in education. In *Proceedings of the 2025 IEEE Engineering Education World Conference (EDUNINE)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/EDUNINE62377.2025.10981366>
- Kumaresan, V., Jeyakarthic, M., Manjula Devi, P., Jona Innisai Rani, P., Mohan, E., & Surendra, K. R. (2025). Personalized AI-driven online education technologies for adaptive learning and cognitive skill enhancement. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPCC)* (pp. 1045–1050). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISPCC66872.2025.11039410>
- Sulaymanova, S., Boboyeva, Z., & Soliyev, O. (2024). The integration of artificial intelligence towards interactive based higher education system design. In *Proceedings of the 2024 4th International Conference on Advance Computing and Innovative Technologies in Engineering (ICACITE)* (pp. 514–518). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICACITE60783.2024.10617254>
- Sun, Y., Xu, X., & Zhang, Y. (2023). Constructing Guiding Principles for the Framework of Culturally Responsive Pedagogy-guided Personal Learning Environments in Higher Education. *ACM International Conference Proceeding Series*, 64–71. <https://doi.org/10.1145/3629296.3629307>
- Topham, L., Atherton, P., Reynolds, T., Hussain, Y., Hussain, A., Kolivand, H., & Khan, W. (2025). Artificial intelligence in educational technology: A systematic review of datasets and applications. *ACM Computing Surveys*. <https://doi.org/10.1145/3768312>
- Wang, S., Wang, F., Zhu, Z., Wang, J., Tran, T., & Du, Z. (2024). Artificial intelligence in education: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, 252, 124167. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124167>

Xu, B. (2025). Personalized learning based on multimodal AI and driven by artificial intelligence. In *Proceedings of the 2nd Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area Education Digitalization and Computer Science International Conference* (pp. 127–131). ACM. <https://doi.org/10.1145/3746469.3746491>

Salas-Diaz, F., & Gonzalez-Bello, E. O. (2023). Preferences of Micro-learning among University Students in Mexico. *Magis*, 16, 1–22. <https://doi.org/10.11144/Javeriana.m16.pmeu>

“Lis de Veracruz: Arte, Ciencia, Luz”

www.uv.mx

