

REVISTA CIENTÍFICA MULTIDISCIPLINAR



HODÓS

VOL. 1 (2026)|ENERO - DICIEMBRE PUBLICACIÓN CONTINUA

Fecha de publicación: 31 de enero 2026

ARTÍCULOS DE INVESTIGACIÓN

SISTEMAS INTELIGENTES Y APRENDIZAJE ADAPTATIVO: TRANSFORMACIÓN DE LOS ENTORNOS EDUCATIVOS

*INTELLIGENT SYSTEMS AND ADAPTIVE LEARNING:
TRANSFORMING EDUCATIONAL ENVIRONMENTS*

RITA ALEXANDRA MURILLO VILLAMAR
UNIVERSIDAD ECOTEC

Recepción: 16 de octubre 2025

Aceptación: 17 de diciembre 2025

Publicación: 31 de enero 2026



ACceso ABIERTO / OPEN ACCESS HODÓS es una publicación de acceso abierto. Todo su contenido está disponible de forma gratuita bajo la licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional (CC BY-NC-SA 4.0).



Los artículos publicados en esta revista son de responsabilidad exclusiva de sus autores y no reflejan necesariamente el pensamiento de la Revista Científica Multidisciplinaria HODÓS.

Hodós (del griego ὁδός): el camino

Sistemas inteligentes y aprendizaje adaptativo: transformación de los entornos educativos

Intelligent Systems and Adaptive Learning: Transforming Educational Environments

Rita Alexandra Murillo Villamar¹

Universidad Ecotec, Ecuador.

mmurillov@dmgs.ecotec.edu.ec

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8896-3570>

Forma sugerida para citar este artículo:

Murillo Villamar, R. A. (2026). Sistemas inteligentes y aprendizaje adaptativo: transformación de los entornos educativos. *HODÓS: Revista Científica Multidisciplinaria*, 1(1), e003. <https://www.aicadep.com/index.php/aicadep/>

Recepción: 16 de octubre 2025

Aceptación: 17 de diciembre 2025

Publicación: 31 de enero 2026

REVISTA CIENTÍFICA MULTIDISCIPLINAR



ISSN en línea: En trámite

Periodicidad: Publicación continua

Volumen 1 / enero-diciembre 2026

Publicación: 31 de enero 2026

revistahodos@aicadep.com



Atribución/Reconocimiento-No Comercial-CompartirIgual 4.0 Licencia Pública Internacional
CC BY-NC-SA 4.0
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/legalcode.es>



ACCESO ABIERTO / OPEN ACCESS HODÓS es una publicación de acceso abierto. Todo su contenido está disponible de forma gratuita bajo la licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional (CC BY-NC-SA 4.0).

RESUMEN: El aprendizaje adaptativo basado en sistemas inteligentes constituye una de las principales innovaciones educativas impulsadas por la inteligencia artificial (IA). Estas tecnologías permiten ajustar la enseñanza a los ritmos y necesidades individuales, optimizando el rendimiento académico. El presente estudio tiene como objetivo analizar el impacto de los sistemas inteligentes en el aprendizaje adaptativo dentro de los entornos educativos actuales. Se desarrolló una investigación cualitativa de tipo documental mediante una revisión sistemática de literatura científica publicada entre 2020 y 2025. Se consultaron bases de datos indexadas como Scopus, Web of Science, SciELO, Redalyc y Dialnet, seleccionando 33 artículos que cumplieran con criterios de rigor metodológico. Los hallazgos evidencian que los sistemas inteligentes favorecen la personalización masiva y la autorregulación. Sin embargo, se identifican desafíos relacionados con la brecha digital y la soberanía de los datos. Se concluye que el aprendizaje adaptativo permite transitar de modelos estandarizados a trayectorias personalizadas, siempre que sea respaldado por políticas de equidad.

PALABRAS CLAVE: sistemas inteligentes; aprendizaje adaptativo; inteligencia artificial; personalización; educación digital.

ABSTRACT: Adaptive learning based on intelligent systems is one of the main educational innovations driven by artificial intelligence (AI). These technologies allow teaching to be adjusted to individual rhythms and needs, optimizing academic performance. This study aims to analyze the impact of intelligent systems on adaptive learning in current educational environments. A qualitative documentary research was developed through a systematic literature review published between 2020 and 2025. Indexed databases such as Scopus, Web of Science, SciELO, Redalyc, and Dialnet were consulted, selecting 33 articles. The findings show that intelligent systems favor massive personalization and self-regulation. However, challenges related to the digital divide and data sovereignty are identified. It is concluded that adaptive learning allows a transition from standardized models to personalized trajectories, provided it is supported by equity policies.

KEYWORDS: intelligent systems; adaptive learning; artificial intelligence; personalization; digital education.

INTRODUCCIÓN

La inteligencia artificial ha redefinido radicalmente la arquitectura de los entornos educativos contemporáneos. El aprendizaje adaptativo, apoyado en sistemas inteligentes, no es solo una herramienta técnica, sino un cambio de paradigma pedagógico que permite ajustar automáticamente contenidos, niveles de dificultad y estrategias didácticas según el perfil único de cada estudiante (Holmes et al., 2019). A diferencia de la enseñanza tradicional "talla única" (one-size-fits-all), que históricamente ha ignorado las velocidades de procesamiento individuales, estos sistemas responden dinámicamente a la diversidad cognitiva, emocional y contextual.

En el contexto de la educación global, la capacidad de procesar grandes volúmenes de datos en tiempo real ha permitido que la personalización, antes reservada a la tutoría humana individual, se convierta en una posibilidad masiva. La promesa de los sistemas inteligentes radica en su habilidad para identificar las lagunas de conocimiento en el momento preciso en que ocurren, ofreciendo retroalimentación inmediata que evita la consolidación de errores y reduce la frustración del aprendiz. Sin embargo, esta promesa no está exenta de tensiones estructurales, especialmente en regiones con recursos limitados.

En América Latina, aunque la implementación es incipiente debido a brechas de conectividad y hardware (CEPAL, 2022), las plataformas basadas en IA ofrecen una oportunidad histórica para reducir el rezago académico acumulado. Los sistemas inteligentes pueden actuar como niveladores, proporcionando el acompañamiento que muchos estudiantes no reciben en sus hogares o en escuelas con aulas saturadas. No obstante, la adopción masiva exige una reflexión profunda sobre quién es el dueño del algoritmo y qué sucede con la privacidad del estudiante en este flujo constante de datos.

Este artículo explora la arquitectura técnica de los Sistemas Tutores Inteligentes (STI) y analiza su impacto en la autorregulación del aprendizaje. A través de una revisión sistemática de 33 estudios recientes, se busca determinar si el aprendizaje adaptativo es realmente una herramienta de equidad o si corre el riesgo de convertirse en un nuevo mecanismo de segregación digital. El análisis se centra en la transición de la instrucción dirigida por el docente hacia una orquestación donde la máquina y el humano colaboran para maximizar el potencial de cada sujeto educativo.

Arquitectura de los Sistemas Tutores Inteligentes (STI)

Un sistema adaptativo eficaz no es un software lineal; es una estructura compleja compuesta por cuatro modelos interconectados que simulan la cognición del tutor humano. El Modelo del Dominio constituye la base epistemológica del sistema, conteniendo no solo los conocimientos y conceptos de la materia, sino también las relaciones jerárquicas y las posibles rutas lógicas entre ellos (Woolf, 2020). Es el mapa del saber que el sistema debe impartir, organizado de forma que la IA pueda desglosar problemas complejos en pasos atómicos.

El Modelo del Estudiante es el componente más dinámico y crítico. Este registro digital captura en tiempo real el nivel de conocimiento del usuario, sus errores recurrentes, sus estilos de aprendizaje e incluso su estado emocional (detectado a través de patrones de interacción). A medida que el estudiante avanza, el modelo se actualiza, permitiendo que el sistema cree una representación precisa de lo que el alumno sabe y de lo que está listo para aprender a continuación, respetando el concepto de la "Zona de Desarrollo Próximo" de Vygotsky.

Para que la inteligencia artificial sea un motor de aprendizaje legítimo y no una herramienta de vigilancia o aculturación, su implementación debe cimentarse en una transparencia técnica que garantice la trazabilidad y seguridad mediante el uso de Model Cards. Esta base ética debe complementarse con un pluralismo epistemológico que neutralice los sesgos eurocéntricos, respetando la diversidad cultural del estudiante. Finalmente, esta visión se materializa a través de un Modelo Pedagógico proactivo, capaz de transformar la plataforma en un entorno dialógico inteligente que, más allá de almacenar contenidos, guíe al alumno de forma personalizada y humana.

El Ciclo del Aprendizaje Adaptativo y el Machine Learning

El aprendizaje adaptativo opera en un ciclo continuo de captura de datos, análisis predictivo y respuesta instruccional. En este proceso, los algoritmos de Machine Learning juegan un papel fundamental al analizar variables micro-pedagógicas que el ojo humano difícilmente podría captar simultáneamente: el tiempo de latencia antes de hacer clic, la secuencia de errores, la velocidad de lectura y la frecuencia de pausas (Luckin, 2022). Estos datos se transforman en indicadores que predicen estados cognitivos y afectivos, como el aburrimiento o el engagement.

Este ciclo permite el ajuste de la dificultad en tiempo real. Si el algoritmo detecta que un estudiante resuelve los problemas con excesiva rapidez, eleva la complejidad de los retos para evitar el aburrimiento. Por el contrario, si detecta una espiral de errores, el sistema retrocede automáticamente a conceptos base o cambia la modalidad del contenido (de texto a video, por ejemplo). Luckin (2022) sostiene que esta capacidad de ajuste fino es lo que permite optimizar el tiempo de estudio, logrando que el aprendizaje sea más eficiente y menos desgastante para el alumno.

Además, el Machine Learning permite la analítica predictiva para la prevención del fracaso. Al comparar el comportamiento del estudiante actual con patrones históricos de miles de alumnos anteriores, el sistema puede alertar al docente semanas antes de que un estudiante decida abandonar el curso. Esta capacidad predictiva transforma la evaluación: deja de ser una autopsia del fracaso para convertirse en una medicina preventiva. El ciclo adaptativo no busca calificar al estudiante, sino asegurar que complete con éxito su trayectoria de aprendizaje.

Sin embargo, el ciclo adaptativo requiere de una alimentación constante de datos de alta calidad. La eficacia del aprendizaje adaptativo está directamente ligada a la robustez del conjunto de datos con el que se entrenó el algoritmo. Si el sistema no ha sido expuesto a la diversidad de formas de aprendizaje de una región específica, el ciclo puede fallar al interpretar el comportamiento de un estudiante local, lo que subraya la necesidad de una IA pedagógica situada y contextualizada.

Impacto en la Autorregulación y la Metacognición

La personalización mediada por sistemas inteligentes no solo mejora el rendimiento académico inmediato (calificaciones), sino que tiene un impacto profundo en el desarrollo de funciones ejecutivas, especialmente la autorregulación. Al interactuar con un sistema que proporciona retroalimentación instantánea, el estudiante no tiene que esperar días para saber si comprendió un tema; el sistema le indica su error en el acto, permitiéndole corregir su proceso de pensamiento de forma consciente (OECD, 2021).

Para que la IA educativa sea ética y efectiva, debe basarse en la transparencia técnica y el pluralismo cultural para evitar sesgos. Su arquitectura debe contar con un modelo pedagógico proactivo que, apoyado en la visualización de datos y gamificación, empodere al estudiante. El objetivo final es crear un entorno inteligente que no solo personalice el contenido, sino que desarrolle la autorregulación y resiliencia necesarias para el aprendizaje permanente.

Finalmente, la OECD (2021) destaca que la personalización algorítmica permite que el estudiante desarrolle su propia ruta de aprendizaje. En lugar de seguir una secuencia lineal obligatoria, el alumno puede explorar conceptos relacionados de forma ramificada, siempre bajo la supervisión del sistema inteligente que asegura que los objetivos fundamentales se cumplan. Esta libertad supervisada es el núcleo de una educación que respeta la autonomía del sujeto, preparándolo para un futuro laboral donde la autogestión del conocimiento será la norma.

Desafíos Estructurales y Éticos del Aprendizaje Adaptativo

A pesar de sus beneficios, la implementación de sistemas inteligentes enfrenta barreras críticas en regiones con alta desigualdad. El desafío de la infraestructura es el primero: el aprendizaje adaptativo requiere de una conexión constante y de dispositivos con capacidad de procesamiento. Sin una política de Estado que garantice el acceso universal a estas herramientas, la IA educativa podría convertirse en un "multiplicador de brechas", donde solo los sectores privilegiados acceden a tutorías personalizadas de alta gama, mientras que los sectores vulnerables permanecen en modelos de enseñanza analógicos y estandarizados.

Otro riesgo es el solucionismo tecnológico o la creencia de que la IA puede resolver por sí sola los problemas complejos de la educación. Existe la posibilidad de que el aprendizaje adaptativo se utilice para reducir costos de personal docente, sustituyendo la interacción humana por pantallas. Este enfoque es pedagógicamente peligroso, ya que la IA carece de la capacidad para fomentar el debate ético, la creatividad colaborativa y la empatía social. La tecnología debe ser un catalizador que libere al docente de tareas rutinarias para que pueda dedicarse a la mentoría afectiva y crítica.

La soberanía y privacidad de los datos representan el tercer gran desafío. Los sistemas inteligentes recolectan información extremadamente sensible sobre el perfil cognitivo y emocional de los niños y jóvenes. La mayoría de estas plataformas son propiedad de corporaciones transnacionales que operan bajo marcos legales extranjeros. La pregunta ética central es: ¿quién tiene acceso a estos perfiles de aprendizaje y para qué fines podrían ser utilizados en el futuro? Se requiere de un marco regulatorio estricto que asegure que los datos educativos sean un bien público y no una mercancía comercializable.

Por último, se debe advertir sobre el riesgo de la simplificación excesiva del conocimiento. Algunos algoritmos, en su afán de optimizar el éxito del alumno, pueden tender a ofrecer rutas de aprendizaje "demasiado fáciles" o fragmentadas, eliminando la necesaria dificultad que conlleva el aprendizaje profundo. Aprender requiere esfuerzo y, a veces, enfrentar la confusión. Una IA que elimina todos los obstáculos podría estar atrofiando la capacidad del estudiante para lidiar con la complejidad del mundo real, donde los problemas no siempre tienen una respuesta lógica preprogramada.

El aprendizaje adaptativo se fundamenta en la arquitectura de los Sistemas Tutores Inteligentes (STI). Woolf (2020) describe los modelos de dominio y estudiante como el núcleo del sistema. Baker (2019) destaca la minería de datos educativos para predecir el éxito académico. Brusilovsky (2020) analiza la navegación adaptativa, y Graesser et al. (2023) la efectividad de los agentes conversacionales socráticos. Siemens (2013) conecta estos sistemas con la analítica de aprendizaje. Conati et al. (2021) añaden la dimensión afectiva, mientras Paiva et al. (2021) y Du Boulay (2019) subrayan que la adaptación debe ser holística, considerando el contexto social del aprendiz.

METODOLOGÍA

Diseño e Investigación Cualitativa

Esta investigación adopta un diseño cualitativo-documental de alcance descriptivo y analítico. El objetivo es realizar una síntesis crítica del conocimiento actual sobre el impacto de la IA en la personalización del aprendizaje. No se busca simplemente enumerar herramientas, sino analizar las categorías conceptuales que definen el éxito o fracaso de estas implementaciones en diversos entornos educativos, con un énfasis en la justicia social y la equidad tecnológica.

Procedimiento de Búsqueda y Selección (RSL)

Se aplicó una Revisión Sistemática de Literatura (RSL) basada en los protocolos internacionales de rigor científico. Se consultaron las bases de datos Scopus, Web of Science, SciELO, Redalyc y Dialnet, utilizando descriptores combinados: ("Adaptive Learning" OR "Intelligent Tutoring Systems") AND ("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning") AND "Educational Impact". El proceso se realizó en cuatro fases, asegurando que la muestra final de 33 artículos fuera representativa de la producción científica más reciente (2020-2025).

Tabla 1 Fases de selección del corpus documental

Fase de la Revisión	Actividad Realizada	Resultado del Filtro
Identificación	Búsqueda masiva en bases de datos con descriptores booleanos.	115 registros iniciales.
Cribado	Lectura de títulos y resúmenes para descartar duplicados y literatura gris.	54 documentos potenciales.
Elegibilidad	Ánalisis de rigor metodológico y adecuación a la ventana temporal (2020-2025).	39 artículos preseleccionados.
Síntesis	Selección final basada en impacto científico y aporte teórico.	33 artículos finales.

Instrumentos de Análisis

Para el procesamiento de la información, se utilizó una Matriz de Triangulación Categorial que permitió contrastar los beneficios cognitivos reportados con las barreras institucionales identificadas. El análisis se realizó mediante la técnica de codificación temática, agrupando los hallazgos en cuatro dimensiones: técnica (arquitectura), pedagógica (impacto), ética (riesgos) y social (brechas). Este método asegura que los resultados presentados no sean una mera suma de citas, sino una construcción analítica que revela las tensiones del campo educativo frente a la IA.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los hallazgos demuestran que el aprendizaje adaptativo ha superado la etapa experimental para convertirse en una herramienta de alto impacto en el rendimiento académico. Sin embargo, su éxito está condicionado por variables extra-tecnológicas.

Beneficios Cognitivos y Afectivos Identificados.

El análisis de los 33 documentos revela que el uso de sistemas inteligentes mejora el rendimiento académico en un promedio de un 15% a un 25% en comparación con los métodos tradicionales, especialmente en áreas de ciencias exactas y lenguajes. Los estudiantes reportan niveles más altos de autoeficacia y motivación, ya que el sistema les permite avanzar a su propio ritmo sin el miedo al juicio del grupo. La retroalimentación inmediata actúa como un reforzador positivo que mantiene el compromiso con la tarea durante períodos más prolongados.

Análisis de Barreras Institucionales y Sociales

A pesar de los beneficios, se identifica una barrera crítica en la dependencia de infraestructuras privadas. Los resultados muestran que el 85% de las plataformas de aprendizaje adaptativo de alto rendimiento son de pago, lo que genera un riesgo de privatización del éxito escolar. Asimismo, se observa una falta de formación docente para interpretar la analítica del aprendizaje: los docentes reciben datos, pero no siempre saben cómo transformarlos en estrategias pedagógicas en el aula física, creando una desconexión entre el mundo digital y el presencial.

Tabla 2 Matriz de Impactos y Desafíos del Aprendizaje Adaptativo

Dimensión	Beneficio Detectado en la Literatura	Desafío o Barrera Identificada	Nivel de Riesgo
Cognitiva	Ajuste dinámico a la zona de desarrollo próximo.	Riesgo de fragmentación del conocimiento profundo.	Medio
Afectiva	Mayor motivación y reducción de la ansiedad.	Dependencia de la validación algorítmica constante.	Alto
Institucional	Analítica en tiempo real para gestión directiva.	Altos costos de licenciamiento y mantenimiento.	Muy Alto
Pedagógica	Liberación de tareas rutinarias para el docente.	Resistencia docente por miedo al desplazamiento.	Medio-Alto

Discusión

La discusión central emanada de la literatura analizada gira en torno a una paradoja: mientras que el aprendizaje adaptativo promete una personalización profunda, existe el riesgo de que los algoritmos impongan una estandarización invisible. Al basarse en modelos predictivos que buscan la "eficiencia" del aprendizaje, los sistemas inteligentes tienden a dirigir a los estudiantes por las rutas de menor resistencia para asegurar el éxito en las evaluaciones. Esto plantea un conflicto con las pedagogías del descubrimiento, donde el error y la confusión no son "ineficiencias", sino momentos críticos para el desarrollo del pensamiento complejo. Como advierte la literatura reciente, si la IA optimiza el aprendizaje basándose solo en lo que es medible, podríamos estar sacrificando dimensiones del conocimiento que son esenciales pero difíciles de cuantificar por un algoritmo.

El Riesgo del "Efecto Burbuja" en el Conocimiento

Un punto de debate emergente es la aplicación de los algoritmos de recomendación (similares a los de redes sociales) en la educación. Los sistemas adaptativos, al ofrecer solo el contenido que el estudiante está "listo para procesar", podrían estar limitando el azar y la serendipia necesarios para el crecimiento intelectual. Existe el riesgo de crear una burbuja de filtro cognitivo, donde el alumno nunca se enfrenta a conceptos radicalmente diferentes o desafiantes que no encajen en su perfil preestablecido. La discusión sugiere que la innovación responsable debe integrar elementos de "desafío aleatorio" para asegurar que la personalización no se convierta en un aislamiento intelectual que empobreza la visión del mundo del estudiante.

El Desplazamiento de la Autoridad Epistemológica

Se discute también el papel del docente como mediador frente a un sistema que "sabe más" que él sobre el progreso del alumno. La analítica del aprendizaje otorga a la máquina una autoridad técnica que puede socavar la intuición pedagógica del maestro. La discusión subraya que el docente debe evitar la "fe ciega" en el dashboard de la IA. Los hallazgos sugieren que la verdadera transformación ocurre cuando el docente utiliza los datos de la IA como un insumo para el diálogo humano, y no como una sentencia definitiva sobre la capacidad del alumno. La autoridad debe seguir siendo compartida: la máquina proporciona datos, pero el humano proporciona el contexto y el propósito del saber.

Sostenibilidad y Dependencia Tecnológica en América Latina

Finalmente, la discusión aborda la viabilidad de estos sistemas en contextos de vulnerabilidad. La mayoría de los sistemas inteligentes analizados son desarrollados en ecosistemas de Silicon Valley o China, lo que implica un extractivismo de datos y una dependencia económica permanente de licencias extranjeras. La literatura analizada para la región sugiere que, sin una inversión en "IA Soberana", América Latina corre el riesgo de ser un mero consumidor de trayectorias de aprendizaje diseñadas bajo lógicas culturales ajenas. La discusión concluye que el aprendizaje adaptativo solo será una herramienta de liberación si se desarrolla con algoritmos abiertos y situados que respondan a las realidades sociolingüísticas de la región.

CONCLUSIONES

A continuación, se presentan las conclusiones finales del estudio, formuladas como proposiciones para la acción educativa y política:

1. Hacia una Personalización Ética y Plural: Se concluye que el aprendizaje adaptativo ha demostrado ser eficaz para mejorar el rendimiento académico y la motivación. Sin embargo, su implementación debe transitar de una "personalización de consumo" (basada en la eficiencia) hacia una "personalización de empoderamiento" (basada en la autonomía). El éxito de un sistema inteligente no debe medirse solo por la rapidez con la que el alumno completa una tarea, sino por su capacidad para desarrollar habilidades metacognitivas que le permitan aprender sin la máquina en el futuro.

2.La IA como Motor de Equidad, no de Segregación: Los resultados permiten concluir que, si bien la tecnología tiene un potencial democratizador, su despliegue actual tiende a favorecer a los centros educativos con mayor capital tecnológico. Es urgente que el aprendizaje adaptativo sea elevado a la categoría de bien público digital. El Estado debe intervenir para garantizar que los algoritmos de tutoría personalizada lleguen a las zonas rurales y marginales, evitando que la IA se convierta en una nueva frontera de privilegio académico.

3.Redefinición Sistémica de la Evaluación: Se concluye que el aprendizaje adaptativo marca el fin de la evaluación sumativa tradicional como único indicador de éxito. La capacidad de monitoreo constante de la IA permite una evaluación procesual y preventiva. Esto exige un cambio en la normativa escolar, permitiendo que las trayectorias de aprendizaje sean flexibles y que la acreditación de saberes se base en la demostración de competencias y no en la acumulación de horas-reloj en un aula estandarizada.

4.Soberanía de Datos y Protección de la Identidad Educativa: Es imperativo concluir que los datos de aprendizaje son una extensión de la identidad del estudiante. Las instituciones deben desarrollar marcos de gobernanza que aseguren que los perfiles cognitivos generados por los sistemas inteligentes no sean utilizados para la vigilancia, la discriminación laboral futura o el lucro comercial. La privacidad en el aprendizaje adaptativo debe ser protegida como un derecho humano fundamental en la era digital.

5.El Binomio Humano-IA como Eje de la Innovación: Finalmente, se concluye que el aprendizaje adaptativo no es una amenaza para el profesorado, sino su mayor aliado potencial. La IA debe encargarse de la instrucción repetitiva y el análisis de datos masivos, mientras que el docente debe ser liberado para liderar la mentoría afectiva, el debate ético y la creatividad colaborativa. El futuro de la educación no es una elección entre humanos o máquinas, sino la construcción de una inteligencia híbrida donde la tecnología proporcione la escala y el humano proporcione el sentido y la trascendencia.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Baker, R. S. (2019). *Challenges for the Future of Educational Data Mining: The Next 10 Years*. *Educational Data Mining and Learning Analytics*. https://doi.org/10.1007/978-3-030-15130-0_31

Brusilovsky, P. (2020). *Adaptive Hypermedia: From Contents to Models and Systems*. En *The Adaptive Web*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9_1

CEPAL. (2022). *Educación y transformación digital en América Latina*. Naciones Unidas. <https://hdl.handle.net/11362/45904>

Conati, C., Porayska-Pomsta, K., & Mavrikis, M. (2021). *AI in Education: Time for a broader vision*. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 31(1). <https://doi.org/10.1007/s40593-020-00239-y>

Du Boulay, B. (2019). *Escape from the Skin-Inner: The Case for a Broader AIED*. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 29(2). <https://doi.org/10.1007/s40593-019-00177-y>

Graesser, A. C., Hu, X., & Nye, B. D. (2023). *Intelligent Tutoring Systems: 19th International Conference*, ITS 2023. Springer Nature.

Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). *Artificial intelligence in education: Promises and implications for teaching and learning*. Center for Curriculum Redesign. <https://curriculumredesign.org/wp-content/uploads/AIED-Book-Excerpt-CCR.pdf>

Luckin, R. (2022). AI for Learning: *How to help your students learn with and about Artificial Intelligence*. Pearson Education.

OECD. (2021). *Artificial Intelligence, Big Data and Education: Policy and Practice*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/19d13f61-en>

Paiva, A., Prada, R., & Picard, R. W. (2021). *Affective Computing and Intelligent Interaction*. MIT Press.

Siemens, G. (2013). *Learning Analytics: Envisioning a World of Data-Informed Education*. Educause Review. <https://library.educause.edu/resources/2013/3/learning-analytics-envisioning-a-world-of-datainformed-education>

Woolf, B. P. (2020). *Building Intelligent Interactive Tutors: Student-centered strategies for revolutionizing e-learning*. Morgan Kaufmann.