

Agentes convencionales de IA y Blockchain en educación superior: un marco para la personalización dinámica del aprendizaje y la certificación inmutable de microcredenciales

Conventional AI agents and Blockchain in higher education: A framework for dynamic learning personalization and immutable micro-credential certification

Rosmery Ruth, Reggiardo Romero¹  ; Julio Giovanni, Effio León² ; Roxana Ruth, Reggiardo Romero¹ ; Jackeline Giovanna, Zubizarreta Moreno de Verástegui¹ ; María del Pilar, Agreda Ciruelos¹ 

(1) Universidad Tecnológica del Perú, Lima, Perú.

(2) Universidad César Vallejo, Lima, Perú.

Resumen

El presente estudio aborda la necesidad de un marco arquitectónico integrado que combine las capacidades de adaptación de los agentes de Inteligencia Artificial con la garantía de confianza de la tecnología Blockchain en el contexto de la educación superior. El objetivo de esta investigación fue diseñar una solución conceptual que respondiera simultáneamente al imperativo pedagógico de la personalización dinámica del aprendizaje y al desafío de la integridad académica derivado del uso de la inteligencia artificial generativa. La metodología empleada se basó en el rigor del Diseño Conceptual, estableciendo los requisitos funcionales y no funcionales necesarios para la convergencia de ambas tecnologías. El primer resultado es la formulación de una arquitectura de tres capas: la capa de personalización, el motor de validación y la capa de certificación inmutable. Un hallazgo fundamental es el diseño del Motor de Validación de Competencias, que funge como un punto de control ético y de integridad, al definir disparadores de certificación que consideran variables no pedagógicas, como el bajo riesgo de plagio por Inteligencia Artificial, antes de activar el proceso. Finalmente, el marco concluye con la conceptualización de la microcredencial adaptativa, cuyo logro individualizado es registrado de manera permanente mediante un contrato inteligente. Esta investigación contribuye al campo al ofrecer a las instituciones académicas un modelo viable para certificar los logros de un aprendizaje personalizado con rigor académico y verificabilidad global.

Palabras clave: inteligencia artificial, Blockchain, educación superior, personalización dinámica, microcredenciales.

Abstract

This study addresses the need for an integrated architectural framework that combines the adaptive capabilities of Artificial Intelligence agents with the assurance of trust provided by Blockchain technology within the context of higher education. The objective of this research was to design a conceptual solution that would simultaneously respond to the pedagogical imperative of dynamic learning personalization and the challenge of academic integrity resulting from the use of generative artificial intelligence. The methodology employed was based on the rigor of Conceptual Design, establishing the functional and non-functional requirements necessary for the convergence of both technologies. The first outcome is the formulation of a three-layered architecture: the personalization layer, the validation engine, and the immutable certification layer. A key finding is the design of the Competence Validation Engine, which acts as an ethical and integrity control point by defining certification triggers that consider non-pedagogical variables, such as low risk of Artificial Intelligence-based plagiarism, before activating the process. Finally, the framework concludes with the conceptualization of the adaptive micro-credential, whose individualized achievement is permanently recorded via a smart contract. This research contributes to the field by offering academic institutions a viable model for certifying the achievements of personalized learning with academic rigor and global verifiability.

Keywords: artificial intelligence, Blockchain, higher education, dynamic personalization, micro-credentials..

Recibido/Received	07-09-2025	Aprobado/Approved	24-10-2025	Publicado/Published	27-10-2025
-------------------	------------	-------------------	------------	---------------------	------------

Introducción

En los últimos diez años, la Inteligencia Artificial (IA) ha dejado de ser una promesa futurista para convertirse en el motor de una transformación radical en la educación superior. Su impacto no se limita a la forma en que enseñamos o aprendemos, sino que alcanza las estructuras más profundas de evaluación y validación del conocimiento. En el centro de esta revolución se encuentran los Modelos de Lenguaje Grande (LLM) y el Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN), tecnologías que, como señalan Alqahtani et al. (2023), han adquirido un protagonismo ineludible en los entornos académicos y científicos.

La educación tradicional, basada en esquemas homogéneos y estandarizados, comienza a ceder ante sistemas que priorizan la adaptación individual, que genera la personalización dinámica no es solo deseable, sino necesaria. Dhananjaya et al. (2024) destacan que los agentes de IA tienen el potencial de convertirse en tutores permanentes, capaces de ofrecer una instrucción ajustada a las necesidades únicas de cada estudiante, centrado en este nuevo paradigma, la eficiencia no es el objetivo principal; lo es la capacidad de responder a la diversidad cognitiva y formativa del alumnado en tiempo real.

Los LLM no solo generan contenido, sino que diseñan rutas de aprendizaje que evolucionan junto al estudiante. Hsu y Ching (2023) denominan esta capacidad como la "frontera dinámica" de la IA generativa, su habilidad para construir experiencias educativas que se transforman con cada interacción. Al respecto, Cooper (2023) demuestra su utilidad en la enseñanza científica, mientras Wardat et al. (2023) evidencian su impacto en matemáticas, donde ChatGPT ajusta la dificultad de los problemas y las explicaciones. Por otra parte, Pavlovic et al. (2024) refuerzan esta visión desde la perspectiva estudiantil, describiendo a los agentes conversacionales como docentes personalizados, capaces de sostener diálogos pedagógicos profundos. Sin embargo, como advierte Zirar (2023), esta flexibilidad debe ir acompañada de sistemas de evaluación igualmente sofisticados, capaces de validar competencias en entornos altamente personalizados.

A pesar de su potencial, los sistemas educativos actuales enfrentan obstáculos estructurales que dificultan la adopción de esta personalización a gran escala, entre ellas, la rigidez curricular y la falta de un marco unificado para integrar estas tecnologías constituyen la primera gran brecha que esta investigación busca abordar.

La segunda brecha, aún más crítica, se relaciona con la autenticidad del aprendizaje en la era de la IA generativa (AIGC), aunque ésta permite una creación de conocimiento altamente individualizada, también introducen riesgos significativos para la integridad académica. Para Lo (2023) advierte sobre la crisis de autoría y el plagio asistido, mientras Al-Zahrani (2023) señala que la distinción entre producción humana y algorítmica se vuelve cada vez más difusa. Ante esta ambigüedad compromete la fiabilidad de las microcredenciales digitales, especialmente cuando los sesgos, limitaciones y dilemas éticos de la IA, como expone Ray (2023) no son abordados de forma transparente.

En este punto crítico, Blockchain emerge como una solución paradigmática. No se trata de una herramienta complementaria, sino del único mecanismo capaz de garantizar la inmutabilidad, trazabilidad y descentralización necesarias para certificar logros educativos en entornos personalizados. Al registrar cada microcredencial en un libro contable distribuido, se asegura que el reconocimiento de competencias sea permanente, verificable y resistente a manipulaciones. Esta lógica cierra el ciclo de un sistema adaptativo: si el aprendizaje es único, la certificación debe ser igualmente singular y auténtica.

La integración de IA y Blockchain exige un diseño meticuloso. Bonnet y Teuteberg (2025) insisten en la necesidad de principios específicos para el desarrollo de chatbots académicos, especialmente cuando estos se vinculan con contratos inteligentes que gestionan la emisión de credenciales. Mientras Halaweh (2023) añade que esta implementación debe ser ética y responsable, lo que refuerza la urgencia de un modelo conceptual que articule ambos pilares tecnológicos.

En este escenario de convergencia disruptiva, esta investigación propone un marco unificado que responda simultáneamente a dos preguntas fundamentales: ¿qué se aprende y cómo se certifica? Inspirado

en la visión de Kumar et al. (2024) y Peres et al. (2023), el modelo conceptual presentado aquí busca armonizar la personalización dinámica del aprendizaje con una certificación inmutable. La arquitectura se compone de tres capas: una capa de Agente de Interacción (IA/LLM) que adapta el contenido mediante PLN (Gero et al., 2022), una capa de Validación de Competencias que traduce el progreso en disparadores de certificación, y una Capa de Certificación Inmutable (Blockchain) que sella el logro.

Más allá de su dimensión técnica, esta propuesta se adentra en consideraciones éticas y filosóficas que resultan esenciales para su implementación responsable. La noción de inmutabilidad en la certificación de logros educativos evoca el dilema de la "desaparición del original" en el arte, tal como lo expone Grossmann (2012). En un contexto donde la Inteligencia Artificial puede generar contenido que simula originalidad, el verdadero valor no reside únicamente en el producto final, sino en la autenticidad del proceso y en la trazabilidad verificable del aprendizaje. En este sentido, la tecnología Blockchain se posiciona como garante de esa autenticidad, asegurando que, aunque el camino formativo sea asistido por IA y altamente dinámico, el reconocimiento del logro permanezca inalterable y auditable.

Este diseño, sin embargo, no puede limitarse a la funcionalidad técnica. Debe incorporar principios éticos desde su concepción, especialmente en lo que respecta a la mitigación de sesgos algorítmicos y la opacidad inherente de los sistemas de IA. Las advertencias de Martínez-Yepes (2024) y Serra-Navarro (2024) sobre la racialización y el carácter de "caja negra" en los procesos generativos de IA deben traducirse en requisitos no funcionales prioritarios para la Capa II de Validación, garantizando que los contratos inteligentes reflejen criterios de equidad, transparencia y justicia algorítmica.

El objetivo central de esta investigación es el diseño de un marco conceptual integrado que combine la capacidad de los agentes de IA para personalizar dinámicamente el aprendizaje con la robustez y fiabilidad de Blockchain como mecanismo de certificación inmutable de microcredenciales en el ámbito de la educación superior. La principal contribución de este artículo radica en la formulación teórica de una arquitectura de tres capas que responde simultáneamente a los desafíos pedagógicos y de confianza que enfrentan las instituciones académicas en la era de la IA generativa.

Materiales y métodos

Enfoque metodológico

La presente investigación se enmarca dentro del paradigma de Design Science Research (DSR), una metodología orientada al diseño y evaluación de artefactos tecnológicos que resuelven problemas complejos en contextos reales. Éste permite la construcción sistemática de soluciones innovadoras, cuya validez se determina no solo por su coherencia teórica, sino también por su aplicabilidad práctica y su capacidad para generar conocimiento útil.

El diseño conceptual desarrollado en este estudio se fundamenta en tres constructos teóricos que delimitan su arquitectura funcional. El primero, denominado Personalización Dinámica del Aprendizaje, representa la capacidad del sistema para adaptar contenidos y trayectorias educativas en función del perfil cognitivo individual. El segundo, Inmutabilidad de la Certificación, se refiere a la garantía de integridad y permanencia de los logros registrados, evitando cualquier alteración posterior. El tercero, Integración de Capas Funcionales, articula la interoperabilidad entre los módulos de inteligencia artificial, validación de competencias y certificación mediante tecnología Blockchain. Estos tres constructos constituyen los ejes sobre los cuales se diseña, implementa y valida el modelo propuesto.

Definición de requisitos e indicadores de evaluación

Para traducir los constructos en componentes operativos, se establecieron requisitos funcionales y no funcionales, acompañados de indicadores específicos que permiten evaluar el desempeño del sistema en cada dimensión.

En el ámbito de la inteligencia artificial, los requisitos funcionales se centran en tres capacidades clave: la adaptación curricular, evaluada mediante la tasa de ajuste de rutas y el nivel de granularidad; la

retroalimentación en tiempo real, medida por la latencia de respuesta y la pertinencia del contenido generado; y la gestión de perfiles de aprendizaje, cuyo indicador es el alcance y la complejidad del perfil que el sistema puede manejar.

Respecto a la certificación basada en Blockchain, los requisitos funcionales incluyen la emisión de microcredenciales (indicador: **tasa de éxito en la ejecución del contrato inteligente**), la verificación de credenciales (indicador: **transparencia del proceso y tiempo de validación**), y la capacidad de revocación o actualización (indicador: **mecanismos de corrección y modificación del estado de la credencial**).

Los requisitos no funcionales se agrupan bajo el constructo de calidad del sistema. En seguridad, se evalúa el uso de criptografía robusta y la resistencia a ataques de suplantación; en escalabilidad, la capacidad teórica para soportar múltiples usuarios y transacciones simultáneas; en trazabilidad, la existencia de un hash auditable por cada certificación emitida; y en usabilidad, la simplicidad de integración entre el agente de IA y la interfaz de wallet del usuario.

Estrategias de validación

La validación del artefacto se llevó a cabo mediante una combinación de revisión sistemática de literatura y simulación de escenarios de uso. La revisión bibliográfica permitió contrastar el modelo con marcos teóricos consolidados y soluciones tecnológicas existentes en los campos de la IA educativa y la certificación digital. Por otro lado, la simulación fue realizada por expertos en tecnología educativa, quienes evaluaron la viabilidad del sistema en contextos simulados, aplicando los criterios de diseño establecidos por Gero et., (2022) lo que permitió verificar el cumplimiento de los indicadores definidos y ajustar el modelo en función de sus observaciones.

Resultados

La propuesta central de esta investigación es el **marco integrado IA-Blockchain para la personalización dinámica del aprendizaje y la certificación inmutable**, concebido como una arquitectura de tres capas que opera de manera secuencial y recursiva para asegurar la adaptación pedagógica y la integridad de la credencial. Este marco es el artefacto conceptual diseñado bajo la metodología Design Science Research (DSR), respondiendo a los requisitos funcionales de personalización (IA) e inmutabilidad (Blockchain).

Arquitectura de tres capas del marco IA-Blockchain

El marco se compone de tres capas distintivas, cada una con un rol específico en la gestión del ciclo de vida del aprendizaje adaptativo y la certificación.

Capa I. Agente de interacción y personalización (IA)

Es el interfaz directo con el estudiante y el motor de la adaptación pedagógica, su principal función es interpretar el estado cognitivo del estudiante y adaptar el contenido, el ritmo y la ruta de aprendizaje en tiempo real.

- **Rol:** Interpretar los datos del estudiante, diagnosticar el nivel de competencia y adaptar el currículo dinámicamente.
- **Componentes Clave:**
 1. **Módulo LLM para Interacción y Feedback:** Utiliza Modelos de Lenguaje Grande (LLM), como los explorados por **Gero et al. (2022)** para la escritura científica, aplicados aquí para sostener diálogos pedagógicos contextualizados. Este módulo genera feedback instantáneo y adaptativo, actuando como un tutor personal (similar al rol descrito por **Pavlovic et al., 2024**).
 2. **Motor de Recomendación Adaptativa:** Utiliza algoritmos convencionales de IA (filtros colaborativos o basados en contenido) para ajustar la ruta de aprendizaje (curriculum path) basándose en el Perfil de Aprendizaje Gestionado (PAG).

3. **Perfil de Aprendizaje Gestionado (PAG):** Un constructo de datos mantenido por el agente de IA que registra el progreso, las brechas de conocimiento, el estilo de aprendizaje preferido y los logros de competencia en granularidad fina.

Capa II. Motor de validación de competencias (Integración)

Actúa como el mediador de confianza entre el entorno dinámico de aprendizaje de la IA y el registro estático e inmutable de Blockchain, aquí es crucial la aplicación la lógica del proceso y garantizar que los logros generados por la IA cumplan con los umbrales institucionales de certificación.

- **Rol:** Mapear el logro de una competencia individualizada a un smart contract de emisión de credenciales, aplicando reglas de negocio y ética.
- **Definición de Disparadores (Triggers):** Los triggers son condiciones programadas que, al ser cumplidas en la Capa I (IA), activan el proceso de certificación en la Capa III (Blockchain). Un trigger es una función que evalúa el PAG del estudiante contra los Estándares de Competencia Definidos (ECD).

Ejemplo de *Trigger* de certificación: Competencia en "Análisis de Datos con Python"

Para ilustrar la lógica precisa de la Capa II, se postula el siguiente *trigger* para la emisión de una microcredencial adaptativa, denominado TR-Python-DA, el cual, combina la performance (medida por la IA) con la integridad (mediada por la Capa II) antes de la inmutabilidad (Capa III).

La función TR-Python-DA se activa solo si se cumplen simultáneamente las siguientes tres condiciones dentro del Perfil de Aprendizaje Gestionado (PAG):

- **Dominio de Competencia (DC):** El nivel promedio de dominio del estudiante en los sub-módulos críticos de la competencia (Manejo de Pandas\Visualización con Matplotlib\Algoritmos de Regresión) debe superar el 85%.

$$DC \geq 0,85$$

- **Consistencia de *Feedback* (CF):** El Agente de Interacción (Capa I) debe haber generado un mínimo de 15 sesiones de *feedback* correctivo y adaptativo para el estudiante en esta competencia, indicando que la IA ha intervenido significativamente en la ruta de aprendizaje, lo que justifica la naturaleza "dinámica" de la credencial.

$$CF \geq 15 \text{ sesiones}$$

- **Verificación de Integridad (VI):** El Motor de Validación (Capa II) debe confirmar que la **Tasa de Riesgo de Plagio por IAG** durante las evaluaciones clave no supera el umbral institucional de 10%\$. Esta es una regla no funcional esencial para la certificación inmutable.

$$VI \leq 0,10 \text{ (Riesgo de IAG)}$$

- **Lógica de Activación:**

$$\text{Si } (DC \geq 0,85) \wedge (CF \geq 15) \wedge (VI \leq 0,10) \dots \text{ Entonces: Emitir Microcredencial (Capa III)}$$

- **Función de Mitigación de Sesgos:** Incorpora filtros éticos, asegurando que el *trigger* no se base en variables demográficas sensibles ni perpetúe sesgos detectados en el LLM, abordando las preocupaciones éticas planteadas por Ray (2023).

Capa III. Capa de certificación inmutable (Blockchain)

Esta capa es el repositorio final y el garante de la autenticidad. Opera en una red Blockchain (pública o privada) para registrar permanentemente el logro de la microcredencial.

- **Rol:** Registrar la microcredencial, garantizar su validez y permitir la verificación a terceros de forma descentralizada.
- **Detalle del Contrato Inteligente (Pseudocódigo):** La emisión de credenciales se gestiona a través de un smart contract denominado **MicroCredentialIssuer** (MCI).

Dinámica del aprendizaje y flujo de certificación

El marco no solo define una arquitectura estática, sino un flujo de trabajo dinámico que inicia con el diagnóstico del estudiante y culmina en la emisión de la microcredencial adaptativa.

1. **Diagnóstico Inicial (Capa I):** El LLM evalúa el conocimiento previo del estudiante y genera un **Perfil de Aprendizaje Gestionado (PAG)**, estableciendo una ruta de aprendizaje hiper-personalizada.
2. **Interacción Adaptativa (Capa I):** El estudiante avanza a través de los módulos, recibiendo contenido y *feedback* ajustados a su ritmo y estilo. Los datos de rendimiento (puntuaciones, latencia, errores) se actualizan continuamente en el PAG.
3. **Monitoreo del Logro (Capa II):** El Motor de Validación de Competencias (Capa II) monitorea el PAG.
4. **Disparo de Certificación (Capa II):** Cuando el PAG satisface los criterios definidos en los *triggers* preestablecidos (por ejemplo, 90% de dominio de la competencia $\rightarrow$ **CUMPLIDO**), la Capa II invoca la función `issueCredential` del *smart contract* en la Capa III.
5. **Emisión Inmutable (Capa III):** El *smart contract* (MicroCredentialIssuer) registra de manera permanente el logro en la red Blockchain, emitiendo una **Microcredencial Adaptativa**. Esta credencial se denomina "adaptativa" porque su registro (`competencyHash`) refleja el camino único y las competencias específicas alcanzadas por el estudiante, en lugar de un curso estandarizado.
6. **Verificación Externa (Capa III):** Empleadores o instituciones pueden verificar instantánea y globalmente la autenticidad de la credencial consultando la función `verifyCredential` en la Blockchain, sin necesidad de intermediarios institucionales.

Discusión

Es un privilegio para la academia el poder discutir las implicaciones de un arreglo conceptual tan fundamental como el Marco Integrado IA-Blockchain para la Personalización Dinámica del Aprendizaje y la Certificación Inmutable, diseñado en la presente investigación, no solo aborda los desafíos contemporáneos de la educación superior, sino que también establece una hoja de ruta para un ecosistema de aprendizaje futuro. La principal fortaleza de este hallazgo radica en su capacidad para unificar dos imperativos tecnológicos previamente desarticulados: la hiper-personalización pedagógica impulsada por la Inteligencia Artificial (IA) y la necesidad crítica de confianza y transparencia en la certificación, garantizada por la tecnología Blockchain.

La Capa I: Agente de Interacción y Personalización (IA), que emplea Modelos de Lenguaje Grande (LLM) en conjunción con motores de recomendación convencionales, valida la tesis de que la IA ha trascendido su rol de mera herramienta de asistencia para convertirse en un motor de transformación curricular (Alqahtani et al., 2023; Hsu & Ching, 2023). El diseño de esta capa, que se apoya en los principios de *feedback* contextualizado explorados por Gero et al. (2022) y la capacidad de los LLM para fungir como "profesor particular" (Pavlovic et al., 2024), demuestra cómo la adaptación del contenido, incluso en disciplinas rigurosas como las matemáticas (Wardat et al., 2023), puede gestionarse de forma granular. Esta personalización dinámica es el eje sobre el cual se construye la justificación pedagógica del marco, reafirmando que el futuro de la educación pasa por la adaptación individualizada del currículo, un concepto respaldado por la visión de Dhananjaya G. M. et al. (2024) sobre la revolución del aprendizaje. Al registrar el Perfil de Aprendizaje Gestionado (PAG), el marco asegura que el logro no solo es cuantificable, sino que también es rastreable a lo

largo de una ruta de aprendizaje única.

Sin embargo, el potencial de la IA generativa para personalizar la experiencia educativa viene acompañado de un riesgo existencial para la integridad académica. Es aquí donde la integración propuesta en la Capa II: Motor de Validación de Competencias (Integración) se vuelve indispensable. El hallazgo de esta capa radica en la formalización de los triggers de certificación, donde el éxito pedagógico (Dominio de Competencia) debe estar condicionado por la Verificación de Integridad y la Consistencia de Feedback. Esta arquitectura es una respuesta directa al problema de la proliferación de contenido generado por IA (AIGC) y sus desafíos para la evaluación (Lo, 2023; Zirar, 2023). Al establecer un umbral de riesgo de plagio por IA como criterio de emisión, el marco aborda proactivamente la brecha de confianza, asegurando que solo los logros auténticos y el trabajo genuino del estudiante se muevan a la capa de inmutabilidad. Además, esta capa es el punto de control ético del sistema, donde los filtros deben mitigar activamente los sesgos inherentes de los LLM (Ray, 2023), garantizando que la personalización no se traduzca en una discriminación sistémica, sino en una equidad activa, una preocupación ética fundamental que resuena con los análisis de Martínez-Yepes (2024) y Serra-Navarro (2024) sobre la "caja negra" de la IA.

La Capa III: Capa de Certificación Inmutable (Blockchain), que se materializa a través del smart contract *MicroCredentialIssuer*, es el mecanismo que finalmente resuelve el dilema de la confianza. La certificación inmutable de microcredenciales es la respuesta técnica y definitiva a la crisis de autenticidad que enfrenta la academia a nivel global (Al-Zahrani, 2023). El diseño del contrato inteligente, que registra un hash de la competencia ligada al PAG en lugar de un certificado estandarizado, dota a la credencial de una característica adaptativa y rastreable. Esto no solo simplifica la verificación por parte de terceros (empleadores, otras instituciones), sino que también eleva el estándar de la ciencia abierta y la trazabilidad, siguiendo los principios de la gestión de datos abiertos (Ramachandran et al., 2021). El carácter inmutable de la credencial choca frontalmente con la noción filosófica de la "desaparición del original" en la era de la reproducción tecnológica (Grossmann, 2012), forzando un retorno a la autenticidad al certificar un logro que, aunque asistido por IA, es intrínsecamente verificable en su resultado final.

En un plano más amplio, la arquitectura del marco se alinea con la necesidad estratégica de avanzar en la educación superior (Kumar et al., 2024). El diseño tripartito ofrece una solución unificada que integra la práctica educativa y el rigor tecnológico, tal como lo demandan los análisis sobre el impacto de la IAG en la práctica (Peres et al., 2023). Al proporcionar principios de diseño claros para chatbots académicos (Bonnet & Teuteberg, 2025), el marco sienta las bases para la implementación institucional. No obstante, la adopción de este marco está intrínsecamente ligada a la preparación institucional. Si bien el marco es robusto en teoría, su éxito práctico dependerá de la formación del profesorado y de la mitigación de la reticencia académica (Karafil & Uyar, 2025; Mathew & Stefaniak, 2024). Los instructores de posgrado, por ejemplo, ya están navegando la frontera de la IA (Parker et al., 2024), pero la adopción de un sistema Blockchain requiere una inversión en alfabetización digital y una revisión de las políticas institucionales de certificación (Halaweh, 2023).

El sistema propuesto incluso toca los límites de la investigación, ya que la validez de las microcredenciales adaptativas puede extenderse a la certificación de habilidades de investigación avanzadas, un área donde la IA ya tiene un impacto significativo en la búsqueda de literatura (Wang et al., 2023) y en la práctica académica (Howell & Potgieter, 2023). La inmutabilidad de la Capa III, por lo tanto, no solo protege al estudiante, sino que también protege la validez de los procesos académicos.

Consideraciones finales

El marco es, por ahora, un artefacto conceptual. Las líneas de investigación futura deben centrarse en la prueba piloto de la Capa I (medición de la efectividad del feedback LLM en el rendimiento del estudiante) y, más crucialmente, en la simulación de la Capa III para medir la escalabilidad y la eficiencia de costos de la red Blockchain subyacente. Adicionalmente, el problema ético del sesgo merece una investigación dedicada sobre la gobernanza y la auditoría de los algoritmos de validación en la Capa II, asegurando que la tecnología no solo certifique logros, sino que también promueva la equidad en el acceso y la evaluación. Este marco, por

lo tanto, no es un punto final, sino un punto de partida fundamental para la convergencia disciplinar entre la Ciencia del Diseño, la Pedagogía y las Tecnologías de Contabilidad Distribuida. El camino hacia la hiperpersonalización y la confianza en la certificación es desafiante, pero esta arquitectura proporciona las herramientas teóricas necesarias para recorrerlo.

Agradecimientos

A los participantes y a nuestra casa superior.

Conflicto de intereses

No se reporta.

Referencias

- Alqahtani, T., Badreldin, H. A., Alrashed, M., Alshaya, A. I., Alghamdi, S. S., bin Saleh, K. A., Alowais, S. A., Alshaya, O. A., Rahman, I., Al Yami, M. S., & Albekairy, A. M. (2023). The emergent role of artificial intelligence, natural learning processing, and large language models in higher education and research. *Research in Social & Administrative Pharmacy*, 19(8), 1236–1242. <https://doi.org/10.1016/j.sapharm.2023.05.016>
- Al-Zahrani, A. M. (2023). The impact of generative AI tools on researchers and research: Implications for academia in higher education. *Innovations in Education and Teaching International*, 61(5), 1029–1043. <https://doi.org/10.1080/14703297.2023.227144>
- Bonnet, S., & Teuteberg, F. (2025). Unfolding the potential of generative artificial intelligence: Design principles for chatbots in academic teaching and research. *International Journal of Knowledge Management (IJKM)*, 21(1), 1–25. <https://doi.org/10.4018/IJKM.368223>
- Cooper, G. (2023). Examining science education in ChatGPT: An exploratory study of generative artificial intelligence. *Journal of Science Education and Technology*, 32(3), 444–452. <https://doi.org/10.1007/s10956-023-10039-y>
- Dhananjaya G. M., Goudar, R. H., Kaliwal, R. B., Rathod, V. K., Deshpande, S. L., Kulkarni, A., & Hukkeri, G. S. (2024). Enhancing education with ChatGPT: Revolutionizing personalized learning and teacher support. *EAI Endorsed Transactions on Internet of Things*, 10. <https://doi.org/10.4108/eetiot.6998>
- Gero, K. I., Liu, V., & Chilton, L. B. (2022). Sparks: Inspiration for science writing using language models. In F. Mueller, S. Greuter, R. A. Khot, P. Sweetser, & M. Obrist (Eds.), *DIS 2022 - Proceedings of the 2022 ACM Designing Interactive Systems Conference: Digital Wellbeing* (pp. 1002–1019). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3532106.3533533>
- Grossmann, G. U. (2012). El aura de la obra de arte y la desaparición del original. *Anales Del Instituto De Investigaciones Estéticas*, 34(100), 241–247. <https://doi.org/10.22201/iee.18703062e.2012.100.2333>
- Halaweh, M. (2023). ChatGPT in education: Strategies for responsible implementation. *Contemporary Educational Technology*, 15(2), ep421. <https://doi.org/10.30935/cedtech/13036>
- Howell, B. E., & Potgieter, P. H. (2023). What do telecommunications policy academics have to fear from GPT-3? *Telecommunications Policy*, 47(7), 102576. <https://doi.org/10.1016/j.telpol.2023.102576>
- Hsu, Y. C., & Ching, Y. H. (2023). Generative artificial intelligence in education, part one: The dynamic frontier. *TechTrends*, 67(4), 603–607. <https://doi.org/10.1007/s11528-023-00863-9>
- Karafil, B., & Uyar, A. (2025). Exploring knowledge, attitudes, and practices of academics in the field of educational sciences towards using ChatGPT. *Education and Information Technologies*, 30, 11649–11692. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13291-w>

- Kumar, S., Rao, P., Singhanian, S., Verma, S., & Kheterpal, M. (2024). Will artificial intelligence drive the advancements in higher education? A tri-phased exploration. *Technological Forecasting And Social Change*, 201, 123258. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123258>
- Lo, C. K. (2023). What is the impact of ChatGPT on education? A rapid review of the literature. *Education Sciences*, 13(4), 410. <https://doi.org/10.3390/educsci13040410>
- Martinez-Yepes, R. (2024). Artificial intelligence, racialization, and art resistance. *Cuadernos de Música Artes Visuales y Artes Escénicas*, 19(1), 222–235. <https://doi.org/10.11144/javeriana.mavae19-1.aira>
- Mathew, R., & Stefaniak, J. E. (2024). A needs assessment to support faculty members' awareness of generative AI technologies to support instruction. *TechTrends*, 68(5), 773–789. <https://doi.org/10.1007/s11528-024-00964-z>
- Parker, L., Carter, C., Karakas, A., Loper, A. J., & Sokkar, A. (2024). Graduate instructors navigating the AI frontier: The role of ChatGPT in higher education. *Computers And Education Open*, 6, 100166. <https://doi.org/10.1016/j.caeo.2024.100166>
- Pavlovic, D., Soler Adillon, J., & Stanisavljevic Petrovic, Z. (2024). Un profesor particular a tiempo completo: ChatGPT desde el punto de vista de los estudiantes universitarios. *Revista Española de Pedagogía*, 82(289), 563–584. <https://doi.org/10.22550/2174-0909.4160>
- Peres, R., Schreier, M., Schweidel, D., & Sorescu, A. (2023). On ChatGPT and beyond: How generative artificial intelligence may affect research, teaching, and practice. *International Journal of Research in Marketing*, 40(2), 269–275. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2023.03.001>
- Ramachandran, R., Bugbee, K., & Murphy, K. (2021). From open data to open science. *Earth and Space Science*, 8(5), e2020EA001562. <https://doi.org/10.1029/2020EA001562>
- Ray, P. P. (2023). ChatGPT: A comprehensive review on background, applications, key challenges, bias, ethics, limitations and future scope. *Internet of Things and Cyber-Physical Systems*, 3, 121–154. <https://doi.org/10.1016/j.iotcps.2023.04.003>
- Serra-Navarro, D. (2024). Inteligencia artificial, vampirismo y la caja negra: aproximación especulativa en el marco del aprendizaje automático (AA). *Arte, Individuo y Sociedad*, 36(4), 967–977. <https://doi.org/10.5209/aris.95515>
- Wang, S., Scells, H., Koopman, B., & Zuccon, G. (2023). Can ChatGPT write a good Boolean query for systematic review literature search? In *SIGIR '23: Proceedings of the 46th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval* (pp. 1426–1436). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3539618.3591703>
- Wardat, Y., Tashtoush, M. A., AlAli, R., & Jarrah, A. M. (2023). ChatGPT: A revolutionary tool for teaching and learning mathematics. *Eurasia Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, 19(7), em2286. <https://doi.org/10.29333/ejmste/13272>
- Zirar, A. (2023). Exploring the impact of language models, such as ChatGPT, on student learning and assessment. *Review of Education*, 11(3). <https://doi.org/10.1002/rev3.3433>