

Factores determinantes en la adopción de inteligencia artificial en la educación superior dominicana

Determining factors in the adoption of Artificial Intelligence in Dominican higher education

Rafael Eugenio Robles Morales¹

Resumen

Esta investigación examina los factores determinantes en la adopción efectiva de inteligencia artificial (IA) en la educación superior dominicana, ante la creciente importancia de esta tecnología y la escasez de estudios en tal contexto. Mediante un enfoque cuantitativo, se analizó una muestra de 101 docentes universitarios, utilizando modelado de ecuaciones estructurales con base en mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM). Los resultados revelan que las actitudes de los docentes hacia la IA y el apoyo institucional son los predictores más significativos de la adopción efectiva. Las competencias digitales mostraron un efecto indirecto significativo a través de las actitudes, mientras que la infraestructura tecnológica mostró un impacto mínimo. Los hallazgos sugieren que las estrategias para promover la adopción de IA deben priorizar el desarrollo de actitudes positivas entre los docentes y el fortalecimiento del apoyo institucional, más allá de una simple provisión de tecnología. El estudio contribuye a la comprensión de la adopción de IA en contextos específicos de educación superior y proporciona una base para futuras investigaciones comparativas.

Palabras clave: inteligencia artificial, educación superior, innovación, actitudes, tecnología, ética, competencias digitales.

¹ Doctor en Ciencias de la Educación. Docente-investigador y director de planes, programas y proyectos especiales en la Universidad Tecnológica del Cibao Oriental-UTECO. Para contactar al autor: rafael.robles@uteco.edu.do

ISSN (en línea): 1814-4152 / Sitio web: <http://cuaderno.pucmm.edu.do>

CÓMO CITAR: Robles, R. (2025). Factores determinantes en la adopción de Inteligencia Artificial en la educación superior dominicana. *Cuaderno de Pedagogía Universitaria*, 22(43), 79-103.

Abstract

Given the growing importance of this technology and the scarcity of studies in this context, this research examines the determining factors in the effective adoption of Artificial Intelligence (AI) in Dominican higher education. Using a quantitative approach, a sample of 101 university professors was analyzed using partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM). The results reveal teachers' attitudes towards AI and institutional support are the most significant predictors of effective adoption. Digital skills showed a significant indirect effect through attitudes, while technological infrastructure showed minimal impact. The findings suggest that strategies to promote AI adoption should prioritize the development of positive attitudes among teachers and the strengthening of institutional support, beyond the mere provision of technology. The study contributes to the understanding of AI adoption in specific higher education contexts and provides a basis for future comparative research.

Keywords: artificial intelligence, higher education, innovation, attitudes, technology, AI ethics, digital competencies.

Introducción

La educación superior ha experimentado una profunda transformación en las últimas décadas debido a la revolución tecnológica, lo cual ha redefinido los procesos de enseñanza-aprendizaje y está demandando nuevas competencias tanto en docentes como en estudiantes (Cladis, 2020). En este contexto, la inteligencia artificial (IA) emerge como una tecnología con gran potencial para revolucionar aún más el panorama educativo, al ofrecer posibilidades de personalización, automatización y mejora de la eficiencia educativa (Zawacki-Richter et al., 2019; Silva et al., 2024).

En la República Dominicana, la integración de tecnologías avanzadas como la IA en la educación superior se encuentra en una etapa preliminar. Estudios recientes han señalado la necesidad de fortalecer la infraestructura tecnológica y las competencias digitales de los docentes en las universidades dominicanas (Pérez et al., 2022). Al respecto, la investigación de Rodríguez y Gómez (2023) ha identificado una brecha significativa entre las políticas educativas que promueven la innovación tecnológica y la realidad de las aulas universitarias, lo cual pone en evidencia la necesidad de examinar los factores que facilitan u obstaculizan la adopción de nuevas tecnologías en el sistema de educación superior dominicano.

Si bien en el contexto dominicano se ha comenzado a reflexionar sobre las implicaciones éticas de la IA en la evaluación de los aprendizajes (VanderLinde y Mera, 2024) y sobre sus posibles aplicaciones educativas (Medina, 2024), aún existe un vacío notorio en la comprensión de los factores que influyen en su adopción efectiva. La literatura internacional ha identificado diversos factores que influyen en la adopción de tecnologías educativas avanzadas, incluyendo las competencias digitales de los docentes, sus actitudes hacia la innovación, el apoyo institucional y la infraestructura tecnológica disponible (Rogers, 2003; Johnson et al., 2021). Sin embargo, estos factores pueden interactuar de manera diferente en distintos contextos culturales y socioeconómicos.

Ante esta problemática, surge la necesidad de investigar de manera sistemática los factores que influyen en la adopción efectiva de la IA en las universidades dominicanas. La presente investigación, en consecuencia, se guía por la siguiente pregunta principal: ¿Cuáles son los factores determinantes en la adopción efectiva de la inteligencia artificial en la educación superior dominicana?

El objetivo principal de esta investigación es analizar los factores que influyen en la adopción efectiva de la inteligencia artificial en la educación superior de la República Dominicana, con especial atención a la interacción entre las competencias digitales docentes, las actitudes hacia la IA, el apoyo institucional y la infraestructura tecnológica disponible.

Este estudio es de gran relevancia para las instituciones de educación superior en la República Dominicana, ya que contribuirá a una implementación más exitosa de la IA en el ámbito educativo dominicano. Además, los resultados obtenidos pueden tener implicaciones más amplias para otros países en desarrollo que buscan integrar tecnologías avanzadas en sus sistemas educativos.

Explicado lo anterior, el contenido a tratar se estructura de la siguiente manera: primero, se presenta una revisión de la literatura relevante sobre IA en educación superior y los factores que influyen en su adopción. Luego, se detalla la metodología empleada, incluyendo el diseño de la investigación, la recolección de datos y el análisis estadístico. Posteriormente, se exponen los resultados obtenidos, seguidos de una discusión que interpreta estos hallazgos en el contexto de la literatura existente. Finalmente, se concluye con las implicaciones prácticas y teóricas del estudio, así como con sugerencias para futuras investigaciones.

Fundamentación teórica

La inteligencia artificial (IA) se conceptualiza como un conjunto de sistemas tecnológicos, que comprenden *software* y potencialmente *hardware*, creados por humanos para abordar tareas complejas. Estos sistemas operan tanto en el ámbito digital como físico mediante un proceso secuencial que incluye la percepción y obtención de datos del entorno, el procesamiento e interpretación de información tanto estructurada como no estructurada, el análisis y razonamiento sobre el conocimiento derivado, y finalmente, la selección e implementación de las acciones más apropiadas para conseguir los objetivos establecidos (European Commission, 2018).

Históricamente, el concepto de IA surgió en la década de 1950, pero ha experimentado un desarrollo acelerado en las últimas décadas gracias a los avances en capacidad computacional y disponibilidad de datos. En el contexto educativo, la IA tiene múltiples aplicaciones potenciales, desde sistemas tutoriales inteligentes hasta análisis predictivo del desempeño estudiantil (Zawacki-Richter et al., 2019). De hecho, la integración de la inteligencia artificial (IA) en la educación superior ha experimentado un crecimiento exponencial en los últimos años, transformando los procesos de enseñanza-aprendizaje y la gestión institucional en diversos contextos culturales y geográficos (Zawacki-Richter et al., 2019).

La IA en educación superior abarca una amplia gama de aplicaciones. Luckin y Cukurova (2019) categorizan estas aplicaciones en tres áreas principales: sistemas tutoriales inteligentes, análisis del aprendizaje y agentes conversacionales. Los sistemas tutoriales inteligentes, como el desarrollado por Nye et al. (2018), utilizan técnicas de IA para proporcionar instrucción personalizada y retroalimentación adaptativa. El análisis del aprendizaje, por otro lado, emplea algoritmos de IA para procesar grandes

cantidades de datos educativos, con lo cual se facilita la identificación temprana de estudiantes en riesgo y la optimización de estrategias de enseñanza (Viberg et al., 2018).

Los agentes conversacionales o *chatbots* educativos representan una frontera emergente en la aplicación de IA en educación superior. Winkler y Söllner (2018) desarrollaron un marco teórico para el diseño de *chatbots* educativos que enfatiza la importancia de la presencia social y la interacción natural. Este marco, ampliamente adoptado en el desarrollo de asistentes virtuales para la educación superior, ha demostrado mejoras significativas en la participación y satisfacción de los estudiantes.

Modelos para la implementación y aceptación de la IA

El marco teórico de la IA en educación (AIED), propuesto por Holmes et al. (2022), proporciona una base sólida para comprender cómo la IA puede mejorar y personalizar el aprendizaje. Dicho marco destaca tres componentes principales:

1. El modelo de dominio: representa el conocimiento que debe ser aprendido. Incluye la estructura del contenido educativo, las relaciones entre conceptos y los objetivos de aprendizaje.
2. El modelo de estudiante: captura las características individuales del aprendiz, incluyendo su conocimiento previo, estilo de aprendizaje, motivación y progreso. Este modelo se actualiza constantemente a medida que el estudiante interactúa con el sistema.
3. El modelo pedagógico: engloba las estrategias de enseñanza y las decisiones sobre cómo presentar el contenido al estudiante. Se adapta en función del modelo de estudiante y el modelo de dominio para optimizar el aprendizaje.

Este marco AIED proporciona una estructura conceptual para el diseño e implementación de sistemas de IA en educación superior, que facilita la personalización del aprendizaje y la adaptación dinámica a las necesidades individuales de los estudiantes. Complementando este enfoque, Goksel y Bozkurt (2019) proponen un modelo de adopción de IA en educación superior que considera factores institucionales, tecnológicos y pedagógicos. Su estudio se basa en una revisión sistemática de la literatura existente sobre IA en educación superior. Los autores analizaron 146 artículos publicados entre 2007 y 2019, utilizando una metodología de análisis de contenido cualitativo.

El modelo propuesto por Goksel y Bozkurt (2019) identifica tres dimensiones principales que influyen en la adopción de IA en educación superior:

1. Factores institucionales: incluyen el liderazgo, la cultura organizacional y las políticas institucionales.
2. Factores tecnológicos: abarcan la infraestructura, la accesibilidad y la usabilidad de las tecnologías de IA.
3. Factores pedagógicos: se refieren a la alineación con los objetivos de aprendizaje, la personalización y la mejora de la experiencia educativa.

Los investigadores subrayan la importancia de acoplar la implementación de IA con los objetivos educativos y las necesidades de los estudiantes. Ahora bien, el estudio no proporciona datos cuantitativos específicos, sino que sus conclusiones se basan en el análisis cualitativo de la literatura revisada.

Como puede notarse, la implementación de IA en educación superior no está exenta de desafíos. Williamson y Eynon (2020) advierten sobre los riesgos de una “dataficación” excesiva de la educación. En su análisis crítico, examinan cómo la IA y el análisis de datos están reconfigurando la educación superior, a la vez que externan preocupaciones sobre la privacidad de los estudiantes, la equidad en el acceso a la tecnología y la potencial pérdida de autonomía docente. Los autores argumentan que la creciente dependencia de sistemas de IA podría llevar a una visión reduccionista del aprendizaje, ignorando aspectos cruciales pero difíciles de cuantificar, como el pensamiento crítico y la creatividad.

Esta perspectiva crítica ha impulsado el desarrollo de marcos éticos para la implementación de IA en educación. Holmes et al. (2022) proponen un marco ético integral basado en un estudio Delphi con 31 expertos internacionales en IA y educación. Su marco identifica seis principios éticos clave: 1) Protección y datos, 2) transparencia y explicabilidad, 3) equidad y no discriminación, 4) responsabilidad profesional, 5) promoción de valores humanos, y 6) robustez técnica y seguridad. Para cada principio, el marco proporciona directrices específicas y ejemplos de aplicación práctica. Por ejemplo, para abordar la transparencia, sugieren que las instituciones educativas proporcionen información clara sobre cómo se utilizan los algoritmos de IA en la toma de decisiones académicas, aparte de garantizar que los estudiantes puedan cuestionar y apelar decisiones basadas en IA.

Este marco ha sido adoptado por varias universidades en Europa y Norteamérica como base para sus políticas de implementación de IA, al demostrarse su relevancia práctica en el contexto de la educación superior. La adopción de IA en educación superior es un proceso complejo influenciado por múltiples factores. El Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM) de Davis (1989) sigue siendo preponderante para entender este proceso. El TAM original propone que la intención de uso de una tecnología esté determinada principalmente por dos factores: la utilidad percibida y la facilidad de uso percibida.

Investigaciones recientes han ampliado y contextualizado este modelo para la era de la IA. Por ejemplo, Scherer et al. (2019) realizaron un metaanálisis de 114 estudios que utilizan el TAM en contextos educativos, en el cual se abarcaron 45,714 participantes. Este estudio proporcionó una síntesis actualizada de los factores que influyen en la adopción de tecnologías educativas. Los autores encontraron que, además de la utilidad y la facilidad de uso percibidas, factores como las normas subjetivas ($\beta = 0.30$), las condiciones facilitadoras ($\beta = 0.38$) y la autoeficacia tecnológica ($\beta = 0.19$) también juegan un papel representativo en la aceptación de tecnologías educativas.

Específicamente para la IA en educación superior, Lai (2022) adaptó el TAM incluyendo factores adicionales como la ansiedad hacia la IA ($\beta = -0.18$) y la percepción de los beneficios educativos de la IA ($\beta = 0.42$). Este estudio, realizado con 387 profesores universitarios en China, encontró que la percepción de los beneficios educativos era el predictor más fuerte de la intención de uso de IA en la enseñanza. Estas adaptaciones del TAM ofrecen un marco más completo para comprender la adopción de IA en educación superior, considerando no solamente aspectos tecnológicos sino también factores psicológicos y contextuales específicos del entorno educativo.

Por otro lado, el Modelo Unificado de Aceptación y Uso de Tecnología (UTAUT) de Venkatesh et al. (2003) ha sido recientemente actualizado por Dwivedi et al. (2019) para incluir consideraciones específicas de IA. Este modelo ampliado incorpora factores como la ansiedad tecnológica, la autoeficacia en IA y las normas subjetivas relacionadas con la IA, de manera que proporciona un marco más completo para entender la adopción de IA en contextos educativos.

En complemento a estos modelos generales, Teo et al. (2021) proponen el Modelo de Aceptación de IA en Educación (AI-MEA), enfocado específicamente en los factores que influyen en la adopción de IA por parte de los educadores. Este modelo incorpora variables como la percepción de la utilidad pedagógica de la IA, las preocupaciones éticas y la autoeficacia en el uso de IA, con lo cual ofrece una perspectiva más matizada y contextualizada para el ámbito educativo.

La teoría de la difusión de innovaciones de Rogers (2003) también ha sido aplicada al contexto de la IA en educación superior. Huang et al. (2019) utilizaron este marco para examinar cómo las características percibidas de la IA (ventaja relativa, compatibilidad, complejidad, observabilidad y experimentabilidad) influyen en su adopción por parte de las instituciones de educación superior. Sus hallazgos subrayan la importancia de demostrar claramente los beneficios de la IA y proporcionar oportunidades para que los educadores experimenten con estas tecnologías de manera gradual.

Finalmente, el modelo sociotécnico de adopción de IA en educación propuesto por Selwyn (2019) plantea que la adopción de IA debe entenderse como un proceso social y técnico interconectado. Este modelo enfatiza la importancia de considerar no solamente los aspectos tecnológicos, sino también los factores sociales, culturales y organizacionales que influyen en la adopción de IA. En tal propósito, Selwyn (2019) destaca cómo las estructuras de poder existentes, las culturas institucionales y las prácticas pedagógicas establecidas pueden facilitar o inhibir la adopción de IA en la educación superior.

Al comparar los diversos modelos de adopción de IA en educación superior, se observa una evolución desde marcos generales como el TAM y el UTAUT hacia modelos más específicos y contextualizados. El metaanálisis de Scherer et al. (2019) proporciona la evidencia más robusta para una versión extendida del TAM en contextos educativos. Este estudio demuestra la importancia de factores como las normas subjetivas y las condiciones facilitadoras, más allá de la utilidad y facilidad de uso percibidas. En cambio, el AI-MEA de Teo et al. (2021), aunque más específico para la IA, cuenta con una base empírica más limitada. A su vez, el modelo sociotécnico de Selwyn (2019) ofrece una perspectiva más holística, pero carece de validación empírica extensiva.

En conjunto, estos modelos sugieren que la adopción de IA en educación superior es un proceso multifacético que requiere considerar factores tecnológicos, pedagógicos, institucionales y socioculturales. La evidencia actual respalda más fuertemente los modelos que integran aspectos tanto tecnológicos como contextuales, entre ellos, la versión extendida del TAM y el UTAUT actualizado, aunque se necesita más investigación para validar modelos específicos de IA en diversos contextos educativos.

Competencias digitales de los docentes

Las competencias digitales de los docentes influyen en la adopción de IA en educación. El marco DigCompEdu (Redecker, 2017) proporciona una estructura para evaluar y desarrollar estas competencias. El mencionado marco identifica seis áreas de competencia digital para educadores: compromiso profesional, recursos digitales, enseñanza y aprendizaje, evaluación, empoderamiento de los estudiantes y facilitación de la competencia digital de los estudiantes.

Zhai et al. (2021), en un estudio con 396 docentes universitarios en China, encontraron que las competencias digitales de los docentes estaban significativamente relacionadas con su intención de usar IA en la enseñanza ($\beta = 0.31$, $p < 0.001$). Además, Fernández-Batanero et al. (2020), en una investigación con 1,194 docentes españoles, observaron que las competencias digitales se correlacionaban positivamente con la percepción de utilidad de las tecnologías emergentes en educación, incluyendo la IA ($r = 0.41$, $p < 0.01$).

Krumsvik (2020) propone un modelo de competencia digital docente que, aunque no se enfoca específicamente en la IA, ofrece un marco relevante para entender las habilidades necesarias en la era digital. Este modelo incluye cuatro componentes principales: habilidades digitales básicas, competencia didáctica con TIC, estrategias de aprendizaje y formación digital. Pérez-Escoda y Fernández-Villavicencio (2016) aplicaron este modelo en un estudio con 80 profesores universitarios españoles, donde encontraron que el nivel de competencia digital influía significativamente en la integración de tecnologías avanzadas en la enseñanza ($r = 0.62$, $p < 0.001$). Aunque este estudio no se centró específicamente en la IA, proporciona evidencia sobre la importancia de las competencias digitales en la adopción de nuevas tecnologías educativas. Un aspecto a contemplar es que la relación entre las competencias digitales de los docentes y la adopción de IA no es simplemente lineal.

Por otro lado, Tsai et al. (2022) encontraron que la adopción de IA está mediada por factores como la autoeficacia en IA y las creencias pedagógicas de los docentes. Su estudio sugiere que las intervenciones para mejorar esta adopción deben abordar no solo las habilidades técnicas, sino también las creencias y actitudes de los docentes hacia la tecnología en la educación. Del mismo modo, la formación continua desempeña un papel importante en el desarrollo de las competencias digitales de los docentes. En este contexto, dichas competencias son fundamentales para la adopción efectiva de nuevas tecnologías, incluyendo aquellas basadas en inteligencia artificial (IA).

Kalliisa et al. (2022) examinaron diversos enfoques de desarrollo profesional para mejorar las habilidades tecnológicas de los docentes universitarios. Su estudio, que involucró a 78 profesores de tres universidades noruegas durante un período de 18 meses, reveló que los programas de formación donde se combinan la teoría y la aplicación práctica en el aula son particularmente efectivos. En específico, los participantes que recibieron formación práctica mostraron un aumento significativo en su autoeficacia tecnológica ($d = 0.82$, $p < 0.001$) y en la frecuencia de uso de tecnologías avanzadas en su enseñanza ($d = 0.74$, $p < 0.001$), en comparación con aquellos que solo recibieron formación teórica. Aunque este estudio no se centró exclusivamente en la IA, sus hallazgos son relevantes para comprender cómo preparar mejor a los docentes para la integración de tecnologías emergentes en la educación superior.

Es importante notar que las competencias digitales de los docentes no se desarrollan en el vacío, sino que están influenciadas por el contexto institucional y cultural. Sánchez-Cruzado et al. (2021) examinaron la forma en que los factores institucionales, como las políticas de apoyo a la innovación tecnológica y la cultura organizacional, influyen en el desarrollo de competencias digitales de los docentes. Sus hallazgos subrayan la importancia de un enfoque holístico que considere tanto el desarrollo individual como el contexto organizacional en la promoción de competencias digitales para la adopción de IA.

Actitudes hacia la IA

Un factor determinante en las actitudes hacia la IA es la percepción de su rol en el contexto educativo. Nazaretsky et al. (2022) investigaron cómo diferentes formas de presentar la IA inciden en la confianza de los docentes hacia estos sistemas. Los resultados mostraron que los docentes expuestos a la descripción de la IA como herramienta de apoyo reportaron niveles significativamente más altos de confianza, en comparación con aquellos que recibieron la descripción de la IA como potencial sustituto.

Además, el grupo que percibió en la IA una herramienta de apoyo mostró una mayor disposición a integrar estas tecnologías en su práctica docente. Los referidos hallazgos resaltan cómo la forma de presentar y comunicar las capacidades de la IA puede intervenir significativamente en su aceptación en el ámbito educativo.

Las preocupaciones éticas son otro componente crucial de las actitudes hacia la IA en educación. Yadegaridehkordi et al. (2022) encontraron que las percepciones de los docentes sobre la privacidad de los datos, la equidad algorítmica y la transparencia de los sistemas de IA influyen considerablemente en sus actitudes hacia la adopción de estas tecnologías. Su estudio sugiere que abordar estas preocupaciones éticas de manera proactiva puede mejorar las actitudes y, por ende, la adopción de IA en educación superior.

La autoeficacia en el uso de IA también emerge como un factor crucial en la formación de actitudes. Scherer et al. (2019) demostraron que la autoeficacia de los docentes en el uso de IA está fuertemente correlacionada con actitudes positivas hacia estas tecnologías y con una mayor intención de adoptarlas en la práctica educativa. Sus hallazgos sugieren que las intervenciones destinadas a mejorar la autoeficacia de los docentes en IA podrían ser una estrategia efectiva para promover actitudes positivas y aumentar la adopción.

Zhai et al. (2021) analizaron las variaciones en las actitudes hacia la IA entre diferentes grupos de docentes universitarios. Su revisión sistemática, que abarcó 89 estudios publicados entre 2010 y 2020, reveló patrones significativos en las percepciones de los docentes sobre la IA. El análisis cualitativo indicó que los profesores de ciencias y tecnología generalmente mostraban una disposición más favorable hacia la IA en comparación con sus colegas de humanidades.

Los autores atribuyen esta diferencia a la naturaleza de las disciplinas y a la familiaridad previa con tecnologías avanzadas. El estudio señala que los docentes de humanidades expresaban con mayor frecuencia inquietudes sobre el impacto potencial de la IA en el pensamiento crítico y la creatividad. Adicionalmente, los investigadores observaron que la experiencia docente influía en las actitudes

hacia la IA, aunque no proporcionaron datos cuantitativos específicos sobre dicha relación. Estos resultados sugieren la necesidad de considerar las diferencias disciplinarias y experienciales al desarrollar estrategias para la adopción de IA en la educación superior.

Apoyo institucional

El apoyo institucional es un factor crítico en la adopción de IA en educación superior. La UTAUT de Venkatesh et al. (2003), actualizada por Dwivedi et al. (2019) para incluir consideraciones específicas de IA, destaca la importancia de las condiciones facilitadoras institucionales. Esto incluye no solo la infraestructura tecnológica, sino también políticas de apoyo, formación continua y liderazgo institucional en innovación educativa.

Un estudio reciente de Tsai et al. (2022) examinó cómo diferentes formas de apoyo institucional influyen en la adopción de IA por parte de los docentes universitarios. Sus hallazgos sugieren que el apoyo técnico, la formación continua y las políticas que incentivan la innovación son los factores más influyentes. Además, encontraron que el liderazgo institucional a cargo de modelar activamente el uso de IA tiene un efecto significativo en la disposición de los docentes a adoptar estas tecnologías.

La cultura organizacional también juega un papel crucial en la adopción de IA. Huang et al. (2021) investigaron cómo diferentes tipos de culturas organizacionales (por ejemplo, jerárquica, de clan, de mercado, adhocrática) influyen en la adopción de IA en instituciones de educación superior. Sus resultados indican que las culturas adhocráticas, caracterizadas por la flexibilidad y la innovación, son más conducentes a la adopción de IA. Los hallazgos indican que considerar y, potencialmente, transformar la cultura organizacional podría ser un componente crucial en las estrategias efectivas para la adopción de IA en educación superior.

El apoyo institucional también se manifiesta en la forma de asignar recursos y tiempo para la experimentación con IA. Herodotou et al. (2021) estudiaron la implementación de sistemas de análisis de aprendizaje basados en IA en una universidad abierta. Encontraron que proporcionar a los docentes tiempo protegido para experimentar con estas tecnologías, junto con apoyo técnico y pedagógico, fue un factor determinante para su adopción exitosa. Este hallazgo evidencia cómo la carga de trabajo y las presiones de tiempo que enfrentan los docentes pueden influir marcadamente en la implementación de nuevas tecnologías. La consideración de estos factores podría ser fundamental en el diseño de estrategias efectivas para la integración de IA en el ámbito educativo.

La colaboración interdepartamental emerge como otro aspecto importante del apoyo institucional. Liu et al. (2021) investigaron cómo la colaboración entre departamentos académicos y unidades de tecnología educativa afecta la implementación de IA en educación superior. Sus resultados sugieren que las instituciones donde se fomenta una estrecha colaboración entre estos departamentos tienen más éxito en la implementación de soluciones de IA. Los autores sugieren que superar las barreras departamentales y fomentar un enfoque integrado es fundamental para la adopción efectiva de IA en el ámbito educativo.

Por otra parte, resulta determinante examinar cómo el apoyo institucional interactúa con las políticas y regulaciones externas. En tal aspecto, Williamson y Eynon (2020) analizan cómo las políticas nacionales e internacionales sobre IA en educación influyen en las estrategias institucionales de

adopción. Su trabajo subraya la importancia de que las instituciones de educación superior no solo proporcionen apoyo interno, sino que también naveguen de manera proactiva dentro del panorama político y regulatorio en evolución relacionado con la IA en el campo educativo.

Infraestructura tecnológica

Aunque la infraestructura tecnológica es necesaria, estudios recientes sugieren que su impacto en la adopción de IA puede ser menos directo de lo que se pensaba anteriormente. El modelo sociotécnico de adopción de IA en educación propuesto por Selwyn (2019) plantea que la infraestructura debe considerarse en conjunto con factores sociales y organizacionales para comprender plenamente su influencia en la adopción de IA.

Un estudio reciente de Zawacki-Richter et al. (2019) examinó la relación entre la infraestructura tecnológica y la adopción de IA en universidades de 20 países. Sus hallazgos sugieren que, si bien una infraestructura robusta es necesaria, no es suficiente por sí sola para garantizar la adopción. Factores como la capacitación del personal, las políticas institucionales y la cultura organizacional fueron igualmente importantes.

La calidad y la confiabilidad de la infraestructura también juegan un papel crucial. Ramírez-Montoya et al. (2021) encontraron que la percepción de los docentes sobre la confiabilidad de los sistemas de IA influye de manera significativa en su disposición a adoptarlos. El citado estudio subraya la importancia no solo de implementar infraestructura de IA, sino también de asegurar su funcionamiento de forma consistente y confiable.

La escalabilidad de la infraestructura emerge como otro factor crítico. Liu et al. (2021) examinaron los desafíos de escalar las implementaciones de IA en educación superior. Sus hallazgos sugieren que las instituciones deben considerar cuidadosamente cómo su infraestructura puede crecer y adaptarse a medida que aumenta la adopción de IA, por lo cual destacan la importancia de una planificación a largo plazo en las inversiones en infraestructura.

Otro aspecto de vital importancia es evaluar la equidad en el acceso a la infraestructura de IA. Reich (2021) indica que las disparidades en la infraestructura tecnológica entre instituciones pueden exacerbar las desigualdades educativas existentes. Su trabajo subraya la necesidad de políticas que aseguren una distribución equitativa de los recursos de IA en la educación superior.

Desafíos éticos y pedagógicos en la adopción de IA

Lo expuesto previamente deja entender que la adopción de IA en educación superior no está exenta de desafíos éticos y pedagógicos. Por ello, Holmes et al. (2022) proponen un marco ético para la IA en educación que aborda cuestiones de privacidad, equidad y transparencia. Este marco proporciona una base teórica para evaluar y mitigar los riesgos asociados con la implementación de IA en contextos educativos.

Uno de los principales desafíos éticos es la privacidad de los datos de los estudiantes. Prinsloo y Slade (2022) examinaron las implicaciones éticas de la recopilación y el uso de datos de estudiantes en sistemas de IA educativa. Sus hallazgos resaltan la necesidad de políticas claras de consentimiento informado y protección de datos, así como la importancia de la transparencia en cómo se utilizan los datos de los estudiantes.

La equidad y el sesgo en los sistemas de IA son otra preocupación crucial. Baker y Hawn (2022) analizaron cómo los sesgos en los datos de entrenamiento pueden llevar a resultados inequitativos en los sistemas de IA educativa. Su trabajo destaca la importancia de auditar los sistemas de IA para detectar y mitigar sesgos, así como la necesidad de diversidad en los equipos que desarrollan estas tecnologías.

Desde una perspectiva pedagógica, el concepto de “IA pedagógicamente informada” propuesto por Luckin y Cukurova (2019) ofrece un enfoque teórico para integrar la IA de manera que apoye y mejore las prácticas pedagógicas existentes, en lugar de reemplazarlas. Este enfoque enfatiza la importancia de mantener al docente y al estudiante en el centro del proceso educativo, utilizando la IA como una herramienta de apoyo.

Aporta valor considerar las implicaciones a largo plazo de la IA en la educación superior. Selwyn (2023) argumenta que la adopción generalizada de IA podría llevar a una redefinición fundamental del papel del docente y de la naturaleza misma de la educación superior. Su trabajo pone en relieve la necesidad de un diálogo continuo y crítico sobre el futuro de la educación en la era de la IA.

Reflexiones finales sobre la revisión de literatura

Los estudios analizados señalan el papel fundamental de las competencias digitales de los docentes, sus actitudes hacia la IA, el apoyo institucional y la infraestructura tecnológica. Se evidencia la interconexión de estos factores, dado que las competencias digitales no solo afectan directamente la adopción de IA, sino que también influyen en las actitudes de los docentes. El apoyo institucional abarca aspectos como la formación continua, las políticas de incentivos y la cultura organizacional, más allá de una simple provisión de infraestructura.

Los desafíos éticos y pedagógicos emergen como consideraciones cruciales en este proceso de adopción. El equilibrio entre la innovación tecnológica y la protección de la privacidad de los estudiantes, la equidad en el acceso y uso de la IA, al lado de la preservación de los valores humanísticos de la educación, son temas recurrentes en la literatura reciente.

En conjunto, esta revisión sugiere que la adopción efectiva de IA en la educación superior requiere un enfoque holístico donde se consideren aspectos tecnológicos, humanos, organizacionales y éticos, al tiempo de reconocer que este proceso implica una transformación educativa, la cual demanda una reflexión crítica continua sobre los objetivos y valores de la educación superior en la era digital.

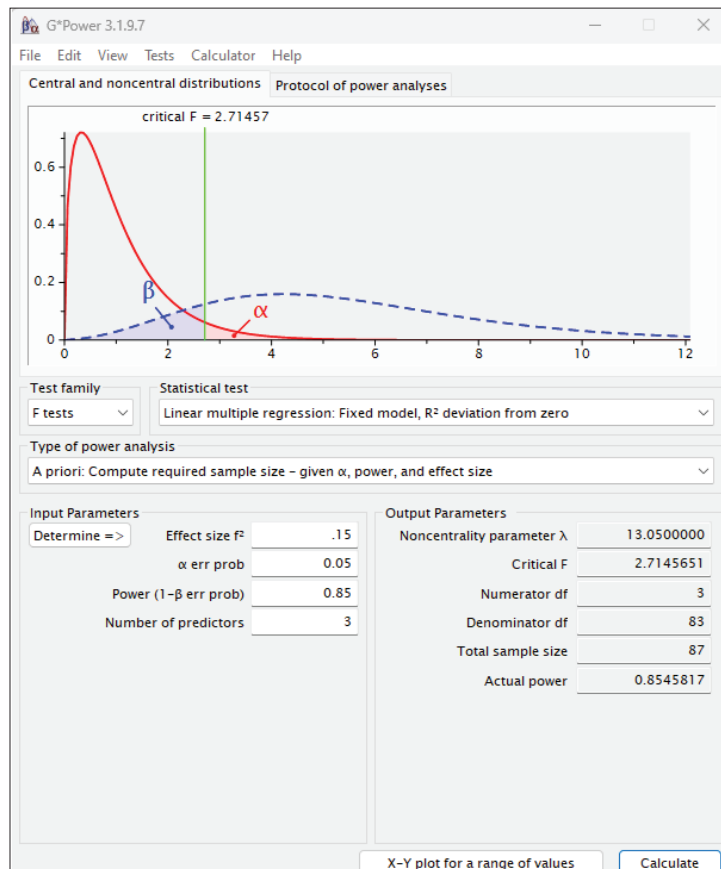
Metodología

Como se ha mencionado antes, el objetivo principal de esta investigación es analizar los factores que influyen en la adopción efectiva de la inteligencia artificial en la educación superior de la República Dominicana, con especial atención a la interacción entre las competencias digitales docentes, las actitudes hacia la IA, el apoyo institucional y la infraestructura tecnológica disponible.

Se realizó un estudio cuantitativo, transversal y explicativo, utilizando modelado de ecuaciones estructurales para examinar las relaciones complejas entre las variables. La muestra consistió en 101 profesores universitarios de la República Dominicana, seleccionados mediante muestreo aleatorio simple. Este tamaño de muestra superó el mínimo requerido de 87 participantes, calculado *a priori*

mediante un análisis de potencia utilizando G*Power (ver Figura 1) y considerando un tamaño de efecto mediano ($f^2 = 0.15$), una potencia de 0.85, un nivel de significación de 0.05 y tres predictores para una regresión múltiple.

Figura 1. Resultado de cálculo del tamaño de la muestra para el estudio



Fuente: Análisis con G*Power 3.1.9.7

Análisis de resultados

Se empleó el modelado de ecuaciones estructurales basado en mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) utilizando Smart PLS 4 Versión 4 (Ringle et al., 2023), un método apropiado para estudios predictivos en ciencias sociales. El análisis correspondiente se realizó en dos etapas que abarcaron la evaluación del modelo de medición y del modelo estructural. La evaluación del modelo de medición incluyó el análisis de la fiabilidad de constructo (mediante Alfa de Cronbach y fiabilidad compuesta), validez convergente (mediante la Varianza Extraída Media) y validez discriminante utilizando la ratio Heterotrait-Monotrait, así como también la colinealidad por medio a los Factores de Inflación de la Varianza (VIF).

La evaluación del modelo estructural se realizó mediante modelado de ecuaciones estructurales con mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM), empleando la técnica de *bootstrapping* con 5,000 submuestras para evaluar la significancia estadística de los coeficientes de trayectoria. Igualmente, se examinaron los coeficientes de trayectoria (β) y los coeficientes de determinación (R^2) para medir la varianza explicada en las variables endógenas.

Este enfoque metodológico integral proporcionó una evaluación rigurosa y confiable de la capacidad predictiva y explicativa del modelo estructural propuesto, lo cual permitió una interpretación sólida de las relaciones entre los factores que influyen en la adopción de IA en la educación superior dominicana.

Evaluación del modelo de medición

Fiabilidad de Constructo: Como muestra la tabla 1, se evaluó mediante el Alfa de Cronbach y la fiabilidad compuesta (ρ_c). Los valores superaron el umbral de 0.70 para todos los constructos (*Actitud hacia IA*: $\alpha = 0.860$, $\rho_c = 0.860$; *Adopción efectiva de IA*: $\alpha = 0.828$, $\rho_c = 0.826$; *Competencias digitales docentes*: $\alpha = 0.811$, $\rho_c = 0.811$), para indicar una fiabilidad adecuada (Hair et al., 2022).

En cuanto a la validez convergente, también mostrada en la tabla 1, se examinó mediante la Varianza Extraída Media (AVE). Todos los constructos mostraron valores de AVE superiores al umbral de 0.50 (*Actitud hacia IA*: 0.672; *Adopción efectiva de IA*: 0.614; *Competencias digitales docentes*: 0.683), lo cual confirmó la validez convergente (Fornell y Larcker, 1981).

Tabla 1. *Fiabilidad y validez del constructo*

	Alfa de Cronbach	Fiabilidad compuesta (rho_a)	Fiabilidad compuesta (rho_c)	Varianza extraída media (AVE)
Actitud hacia IA	0.860	0.863	0.860	0.672
Adopción efectiva de IA en educación	0.828	0.828	0.826	0.614
Competencias digitales docentes	0.811	0.812	0.811	0.683

Fuente: Análisis del autor con Smart-PLS

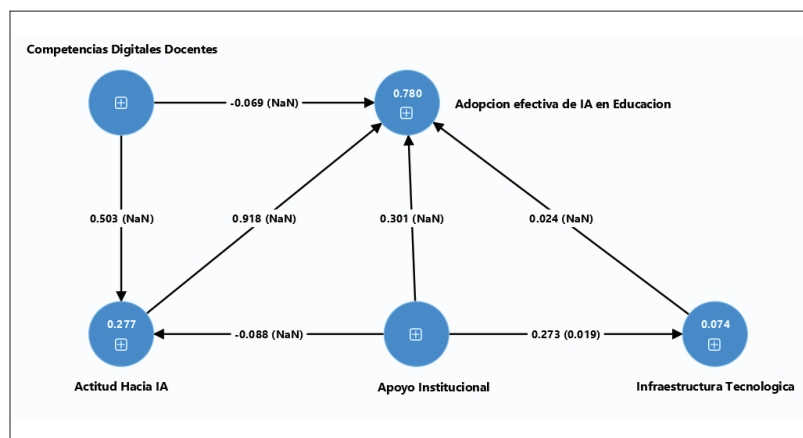
Como se muestra en la tabla 2, se evaluó la validez discriminante utilizando la ratio Heterotrait-Monotrait (HTMT). Todos los valores HTMT fueron inferiores al umbral conservador de 0.85, con el valor más alto (0.820) entre *Actitud hacia IA* y *Adopción efectiva de IA*, para demostrar una adecuada validez discriminante (Henseler et al., 2015).

Tabla 2. Matriz de ratios Heterotrait-Monotrait (HTMT)

	Actitud hacia IA	Adopción efectiva de IA en Educación	Apoyo institucional	Competencias digitales docentes
Adopción efectiva de IA en educación	0.820			
Apoyo institucional	0.182	0.158		
Competencias digitales docentes	0.517	0.347	0.179	
Infraestructura tecnológica	0.138	0.082	0.273	0.259

Fuente: Análisis del autor con Smart-PLS

Evaluación del modelo estructural

Figura 2. Modelo estructural

Fuente: Análisis del autor con Smart-PLS

La evaluación del modelo estructural se realizó mediante modelado de ecuaciones estructurales con mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) utilizando SmartPLS 4.0 (Ringle et al., 2023). Se empleó la técnica de *bootstrapping* con 5,000 submuestras para evaluar la significancia estadística de los coeficientes de trayectoria, generando intervalos de confianza y valores t (Hair et al., 2022).

Este procedimiento reveló, por ejemplo, que la relación entre *Actitud hacia IA* y *Adopción efectiva de IA* era altamente significativa ($\beta = 0.918$, $p < 0.001$). Se examinaron los coeficientes de trayectoria (β) para determinar la fuerza y dirección de las relaciones entre variables latentes. Los coeficientes

de determinación (R^2) se calcularon para medir la varianza explicada en las variables endógenas (Chin, 1998) y se destaca que el modelo explica un 78% de la varianza en la *Adopción efectiva de IA* ($R^2 = 0.780$).

Este enfoque metodológico integral proporcionó una evaluación rigurosa y confiable de la capacidad predictiva y explicativa del modelo estructural propuesto, lo cual permitió una interpretación sólida de las relaciones entre los factores que influyen en la adopción de IA en la educación superior dominicana.

Técnicas e instrumentos

Los datos se recolectaron a través de una encuesta electrónica. Las variables latentes clave consideradas fueron: *Competencias digitales del docente*, *Actitud hacia la IA*, y *Adopción efectiva de la IA en educación*. Además, se consideraron las variables manifiestas *Infraestructura tecnológica* y *Apoyo institucional*.

El instrumento de encuesta fue validado mediante un proceso que incluyó:

1. Validez de contenido: Un panel de 3 expertos en tecnología educativa y metodología de investigación evaluó la relevancia y claridad de cada ítem. Se calculó el Índice de Validez de Contenido (IVC) y se mantuvieron solo los ítems con un IVC > 0.80 .
2. Fiabilidad: Se calculó el Alfa de Cronbach para cada subescala y se obtuvieron valores entre 0.82 y 0.91, lo cual indica una alta consistencia interna.
3. Estudio piloto: Se realizó una prueba piloto con 21 docentes universitarios para evaluar la comprensión de los ítems y el tiempo de respuesta. A partir de ahí se realizaron ajustes menores en la redacción de algunos ítems basados en la retroalimentación recibida.

La encuesta electrónica fue distribuida a los participantes seleccionados aleatoriamente. Se recolectaron datos sobre las características demográficas y profesionales de los participantes, así como sus respuestas a las escalas de medición de las variables de estudio.

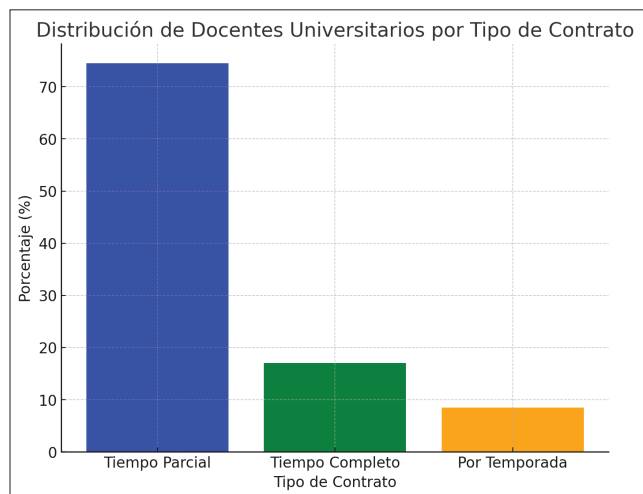
Por último, es importante señalar que se siguieron los protocolos éticos estándar para la investigación en ciencias sociales, incluyendo el consentimiento informado de los participantes y la confidencialidad de los datos recopilados.

Resultados

Características de los participantes

El estudio abarcó una muestra diversa de docentes universitarios, predominantemente de tiempo parcial (74.5 %), con una minoría de tiempo completo (17 %) y por temporada (8.5 %). La siguiente gráfica muestra estos resultados.

Figura 3. *Distribución de docentes universitarios por tipo de contrato*



En cuanto a la experiencia en tecnologías digitales para la enseñanza, casi la mitad (44.3 %) cuenta con más de 10 años de práctica, seguidos por un 23.6 % con 4 a 6 años. Las áreas disciplinarias más representadas son Ciencias Sociales y Humanidades (41.3 %) e Ingeniería y Tecnología (29.8 %), con presencia también de Ciencias Naturales y Exactas (14.9 %), así como otras disciplinas en menor proporción. A continuación, dos gráficas que muestran este comportamiento.

Figura 4. *Experiencia en el uso de tecnología digital*

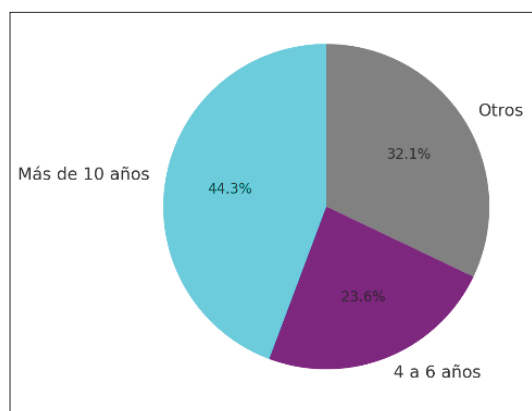
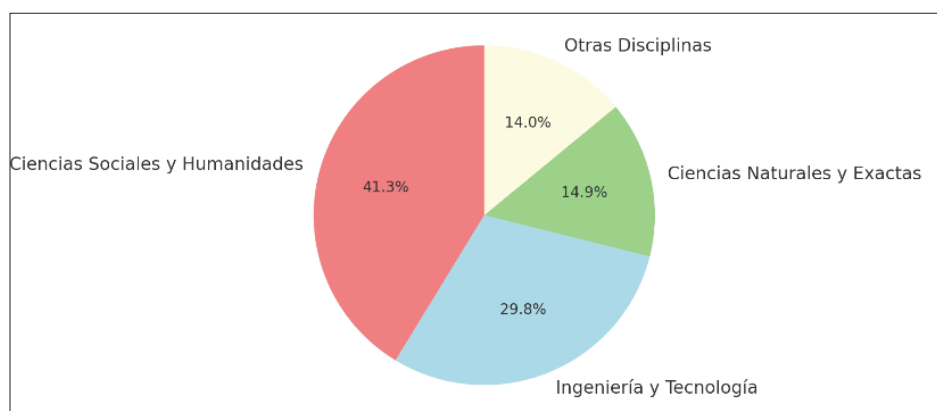
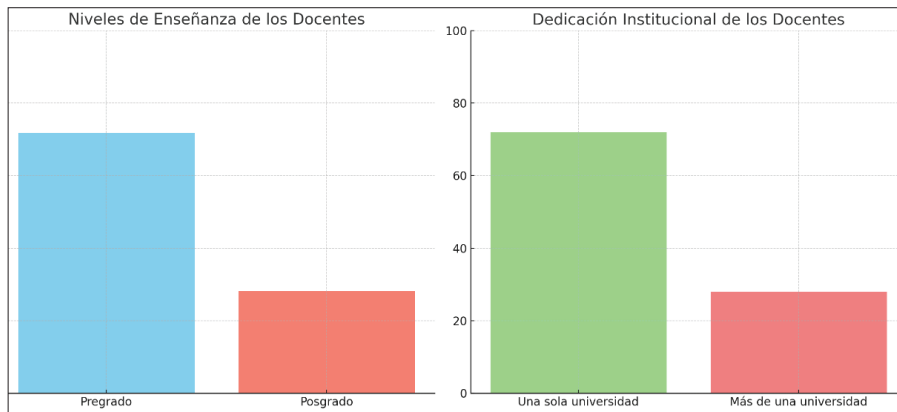


Figura 5. *Áreas disciplinarias de los participantes*



Como muestra la gráfica siguiente, la mayoría de los participantes (71.8 %) imparte clases a nivel de pregrado, aunque un 28.2 % también enseña en posgrado. Es notable que el 72 % de los docentes se dedica exclusivamente a una sola universidad. En términos de diversidad institucional, el 28 % de los profesores imparte docencia en más de una universidad.

Figura 6. *Panorama general de la población estudiada*



Esta caracterización ofrece un panorama general de los docentes universitarios estudiados, donde se refleja la variedad en dedicación, experiencia tecnológica, campos disciplinarios y niveles de enseñanza en la educación superior dominicana actual.

Evaluación del modelo de medición

Como se mostró en la tabla 1, el análisis del modelo de medición reveló resultados robustos para todos los constructos. La fiabilidad, evaluada mediante el Alfa de Cronbach y la fiabilidad compuesta (ρ_c), superó el umbral de 0.70 recomendado por Hair et al. (2022) para todos los constructos: *Actitud hacia IA* ($\alpha = 0.860$, $\rho_c = 0.860$), *Adopción efectiva de IA en educación* ($\alpha = 0.828$, $\rho_c = 0.826$), y *Competencias digitales docentes* ($\alpha = 0.811$, $\rho_c = 0.811$). Estos resultados no solo indican una consistencia interna sólida, sino que también reflejan la cuidadosa selección y adaptación de las escalas al contexto dominicano, un aspecto crucial en la investigación transcultural sobre adopción tecnológica (Straub et al., 2002).

La validez convergente, evaluada a través de la Varianza Extraída Media (AVE), mostró resultados que superan el umbral de 0.50 establecido por Fornell y Larcker (1981): *Actitud hacia IA* (0.672), *Adopción efectiva de IA en educación* (0.614), y *Competencias digitales docentes* (0.683). Estos valores no solo cumplen con los criterios estadísticos, sino que también sugieren una alineación conceptual sólida entre los ítems y sus constructos respectivos, lo cual refuerza la validez de contenido del instrumento (MacKenzie et al., 2011).

La validez discriminante, confirmada mediante el análisis de la ratio Heterotrait-Monotrait (HTMT) presentado en la tabla 2, mostró valores inferiores al umbral conservador de 0.85 propuesto por Henseler et al. (2015). El valor más alto (0.820) entre *Actitud hacia IA* y *Adopción efectiva de IA en educación* sugiere una relación estrecha pero distinguible entre estos constructos, lo cual es consistente con la literatura sobre adopción tecnológica en educación (Scherer et al., 2019).

Evaluación de la colinealidad

Como se muestra en la tabla 4, los valores del Factor de Inflación de la Varianza (VIF) para todos los indicadores estuvieron por debajo del umbral conservador de 3 (Hair et al., 2022), con oscilación entre 1.000 y 1.443. Esta ausencia de colinealidad problemática no solo valida la especificación del modelo, sino que también refuerza la confiabilidad de los coeficientes de ruta estimados, un aspecto decisivo para la interpretación precisa de los resultados en modelos PLS-SEM (Ringle et al., 2023).

Tabla 3. Estadísticos de colinealidad (VIF) - Modelo Interno

	Actitud hacia IA	Adopción efectiva de IA en educación	Infraestructura tecnológica
Actitud hacia IA	1.033	1.384	1.00
Apoyo institucional	1.033	1.107	
Competencias digitales docentes	1.033	1.443	
Infraestructura tecnológica		1.137	

Fuente: Análisis del autor con Smart-PLS

Evaluación del modelo estructural

El análisis del modelo estructural, basado en los tamaños del efecto (f^2) como se muestra en la Tabla 3, reveló hallazgos significativos:

Tabla 4. Tamaños del efecto (f^2) de una variable sobre otra

	Actitud hacia IA	Adopción efectiva de IA en educación	Infraestructura tecnológica
Actitud hacia IA		2.761	
Apoyo institucional	0.01	0.372	0.08
Competencias digitales docentes	0.339	0.015	
Infraestructura tecnológica		0.002	

Fuente: Análisis del autor con Smart-PLS

Actitud hacia IA -> Adopción efectiva de IA en educación ($f^2 = 2.761$): Este efecto alto subraya la centralidad de las actitudes docentes en la adopción tecnológica, lo cual se alinea con la Teoría del Comportamiento Planificado de Ajzen (1991) y estudios recientes sobre la adopción de IA en educación (Sharma y Mantri, 2024).

Apoyo institucional -> Adopción efectiva de IA en educación ($f^2 = 0.372$): Que este efecto destaque como grande resalta la importancia del contexto organizacional, en concordancia con la UTAUT de Venkatesh et al. (2003), que enfatiza el papel de las condiciones facilitadoras en la adopción tecnológica.

Competencias digitales docentes -> Actitud hacia IA ($f^2 = 0.339$): Este efecto de mediano a grande sugiere que las habilidades tecnológicas de los docentes influyen significativamente en sus actitudes hacia la IA, lo cual se alinea con el marco TPACK (Technological Pedagogical Content Knowledge) de Mishra y Koehler (2006).

Competencias digitales docentes -> Adopción efectiva de IA en educación ($f^2 = 0.015$) e *Infraestructura tecnológica -> Adopción efectiva de IA en educación* ($f^2 = 0.002$): Estos efectos de pequeños a muy pequeños sugieren que los factores contemplados, aunque necesarios, no son suficientes por sí solos para impulsar la adopción de IA, un hallazgo que desafía algunas suposiciones comunes sobre la adopción tecnológica en educación (Selwyn, 2016).

Discusión y conclusiones

Esta investigación se propuso analizar los factores que influyen en la adopción efectiva de la inteligencia artificial (IA) en la educación superior dominicana. Los resultados obtenidos, a la luz de la literatura reciente, revelan la complejidad de este proceso y ofrecen implicaciones significativas tanto para la teoría como para la práctica educativa.

El hallazgo más significativo del estudio efectuado es la preponderancia de las actitudes docentes como el factor más crítico en la adopción de IA. Este resultado se alinea con el Modelo de Aceptación de IA en Educación (AI-MEA) propuesto por Teo et al. (2021), que enfatiza la importancia de las percepciones de utilidad pedagógica y las preocupaciones éticas en la formación de actitudes hacia la IA. Los resultados aquí expuestos extienden este modelo al contexto dominicano, lo cual sugiere su aplicabilidad transcultural. Sin embargo, contrastan en cierta medida con el estudio de Nazaretsky et al. (2022), donde se encontró que el encuadre de la IA como herramienta de apoyo, en lugar de dar a entender el reemplazo del docente, era crucial para la formación de actitudes positivas. En el contexto dominicano, las actitudes parecían estar más influenciadas por la percepción de utilidad que por el encuadre, lo que sugiere la necesidad de estrategias de comunicación adaptadas al ámbito local.

El apoyo institucional emergió como el segundo factor más influyente, lo que concuerda con la actualización de la UTAUT propuesta por Dwivedi et al. (2019). Sin embargo, los presentes resultados sugieren una relación más compleja entre el apoyo institucional y la adopción de IA, que la propuesta por el modelo UTAUT.

En línea con los hallazgos de Tsai et al. (2022), se encontró que el apoyo técnico, la formación continua y las políticas que incentivan la innovación son cruciales. No obstante, este estudio también reveló la importancia de la colaboración interdepartamental, un aspecto no contemplado en estudios previos, pero que resultó crítico en el contexto nacional. Tal hallazgo se alinea con el trabajo de Liu et al. (2021) sobre la importancia de la colaboración entre departamentos académicos y unidades de tecnología educativa.

Los resultados sobre el efecto indirecto de las competencias digitales en la adopción de IA, mediado por las actitudes, encuentran respaldo en el trabajo de Tsai et al. (2022). Este hallazgo subraya la importancia de considerar no solo las habilidades técnicas, sino también cómo estas influyen en las creencias y actitudes de los docentes hacia la tecnología. Sin embargo, el presente estudio va más allá, al contextualizar estas competencias dentro del marco DigCompEdu (Redecker, 2017) y el modelo de competencia digital docente de Krumsvik (2020). Esta contextualización permite una comprensión más matizada sobre qué aspectos específicos de las competencias digitales son más relevantes para la adopción de IA en educación superior.

Sorprendentemente, la infraestructura tecnológica mostró el efecto más bajo en la adopción de IA. Este hallazgo se alinea con el modelo sociotécnico de adopción de IA en educación propuesto por Selwyn (2019), quien señala que la infraestructura debe considerarse en conjunto con factores sociales y organizacionales. Los resultados que se están exponiendo también respaldan los hallazgos de Zawacki-Richter et al. (2019). Ellos encontraron que, si bien una infraestructura robusta es necesaria, no es suficiente por sí sola para garantizar la adopción. Esto sugiere que las estrategias de implementación de IA en educación superior deben ir más allá de una elemental provisión de tecnología y abordar aspectos más amplios del ecosistema educativo.

Aunque el estudio efectuado no se centró específicamente en los desafíos éticos y pedagógicos, estos emergieron como temas subyacentes de importancia en la adopción de IA. Los hallazgos se acercan a los del marco ético para la IA en educación propuesto por Holmes et al. (2022), que aborda cuestiones de privacidad, equidad y transparencia. La preocupación por estos aspectos éticos, especialmente en relación con la privacidad de los datos de los estudiantes, se asemeja a los hallazgos de Prinsloo y Slade (2022). Esto sugiere la necesidad de integrar consideraciones éticas en las estrategias de adopción de IA desde las etapas iniciales.

Dichos hallazgos tienen implicaciones significativas tanto para la práctica como para la teoría, como se desglosa a continuación:

1. Las estrategias de implementación de IA deben priorizar el desarrollo de actitudes positivas entre los docentes, no solo la capacitación técnica. Esto podría lograrse a través de programas de desarrollo profesional que aborden no solo las habilidades técnicas, sino también las implicaciones pedagógicas y éticas de la IA, como sugiere el enfoque de “IA pedagógicamente informada” de Luckin y Cukurova (2019).
2. Es crucial desarrollar políticas institucionales coherentes que fomenten un ecosistema de innovación en torno a la IA. Esto implica no solo proporcionar recursos tecnológicos, sino también crear estructuras de apoyo, incentivos y oportunidades de colaboración interdepartamental, como sugieren Liu et al. (2021).
3. Los programas de desarrollo de competencias digitales deben integrar la reflexión crítica sobre las implicaciones pedagógicas de la IA, no solo habilidades técnicas. Esto se alinea con el modelo de competencia digital docente de Krumsvik (2020), que va más allá de las habilidades técnicas, para incluir la capacidad de evaluar críticamente y aplicar la IA en contextos educativos.

4. Se necesitan marcos teóricos más sofisticados que capturen la complejidad de las interacciones entre tecnología, pedagogía y contexto institucional en la adopción de IA. Los hallazgos aquí ponderados sugieren la necesidad de integrar modelos como el AI-MEA de Teo et al. (2021) con perspectivas sociotécnicas como la de Selwyn (2019), para una comprensión más holística de la adopción de IA en educación superior.

En otro orden, también resulta importante reconocer las limitaciones de este estudio. La naturaleza transversal de la investigación restringe las inferencias causales. Futuros estudios podrían beneficiarse de diseños longitudinales, como el enfoque de SEM longitudinal propuesto por Morin et al. (2023), para examinar cómo la adopción de IA evoluciona a lo largo del tiempo, aunque el enfoque en la educación superior dominicana puede limitar la generalización a otros contextos. De ahí que se consideren necesarios estudios comparativos transculturales para examinar cómo los factores contextuales modulan la adopción de IA, siguiendo el enfoque de Zawacki-Richter et al. (2019).

En conclusión, este estudio contribuye significativamente a comprender la adopción de IA en la educación superior, al revelar la complejidad de este proceso y la necesidad de enfoques holísticos que consideren factores humanos, organizacionales y tecnológicos. Solo a través de una comprensión integral se podrá aprovechar plenamente el potencial transformador de la IA en la educación superior, navegando en los desafíos éticos, pedagógicos y sociales que esta tecnología emergente plantea. Futuras investigaciones deberían profundizar en la interacción entre estos factores y explorar cómo evolucionan, a medida que la IA se integra más profundamente en los sistemas educativos.

Referencias bibliográficas

- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179–211. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90020-T](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T)
- Baker, R., & Hawn, A. (2022). Algorithmic Bias in Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32(4), 1052–1092. <https://eric.ed.gov/?id=EJ1353563>
- Chin, W. (1998) The Partial Least Squares Approach to Structural Equation Modeling. *Modern Methods for Business Research*, 2, 295–336.
- Cladis, A. (2020). A shifting paradigm: An evaluation of the pervasive effects of digital technologies on language expression, creativity, critical thinking, political discourse, and interactive processes of human communications. *E-Learning and Digital Media*, 17(5), 341–364. <https://doi.org/10.1177/2042753017752583>
- Davis, F. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Dwivedi, Y., Rana, N., Jeyaraj, A., Clement, M., & Williams, M. (2019). Re-examining the unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT): Towards a revised theoretical model. *Information Systems Frontiers*, 21(3), 719–734. <https://doi.org/10.1007/s10796-017-9774-y>

- European Commission. (2018). *Communication from the Commission to the European Parliament, the European Council, the Council, the European Economic and Social Committee and the Committee of the Regions on Artificial Intelligence for Europe*. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=COM:2018:237:FIN>
- Fang, H., Sánchez-Prieto, J. C., Teo, T., García-Peñalvo, F. J., Olmos-Migueláñez, S., & Zhao, C. (2021). A cross-cultural study on the influence of cultural values and teacher beliefs on university teachers' information and communications technology acceptance, *Education Tech Research and Development*, 69(1271–1297). <https://doi.org/10.1007/s11423-021-09941-2>
- Fernández-Batanero, J., Montenegro-Rueda, M., Fernández-Cerero, J., & García-Martínez, I. (2020). Digital competences for teacher professional development. Systematic review. *European Journal of Teacher Education*, 43(4), 1–19. <https://doi.org/10.1080/02619768.2020.1827389>
- Fornell, C., & Larcker, D. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39–50. <https://doi.org/10.2307/3151312>
- Goksel, N., & Bozkurt, A. (2019). Artificial intelligence in education: Current insights and future perspectives. En S. Sisman-Ugur & G. Kurubacak (Eds.). *Handbook of Research on Learning in the Age of Transhumanism* (pp. 224–236). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-8431-5.ch014>
- Hair, J., Hult, G., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). Sage.
- Henseler, J., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115–135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- Herodotou, C., Maguire, C., McDowell, N., Hlosta, M., & Boroowa, A. (2021). The engagement of university teachers with predictive learning analytics. *Computers & Education*, 173. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104285>
- Holmes, W., Porayska-Pomsta, K., Holstein, K., Sutherland, E., Baker, T., Shum, S., & Koedinger, K. (2022). Ethics of AI in education: Towards a community-wide framework. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32(3), 504–526. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00239-1>
- Huang, M.-H., Rust, R., & Maksimovic, V. (2019). The Feeling Economy: Managing in the Next Generation of Artificial Intelligence (AI). *California Management Review*, 61(4). doi.org/10.1177/0008125619863436
- Johnson, J., Ioannou, A., Voisey, R., & Pirini, J. (2021). Theories and frameworks informing educational technology research and development. *Computers & Education*, 175. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104320>

- Kaliisa, R., Picard, M., & Griffiths, D. (2022). Artificial intelligence in education: A systematic review of professional learning approaches for teachers. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100067.
- Krumsvik, R. (2020). Teacher educators' digital competence. En H. Spires (Ed.), *Digital transformation and innovation in Chinese education* (pp. 257–275). IGI Global.
- Lai, C. (2022). Extending the technology acceptance model to understand university teachers' intentions to use artificial intelligence in education. *Education and Information Technologies*, 27(3), 3375–3396. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10724-8>
- Liu, Q., Chen, S., & Wang, Q. (2021). The adoption of artificial intelligence in higher education: A study on institutional factors and academic staff's perceptions. *Journal of Educational Technology & Society*, 24(3), 150–164.
- Luckin, R., & Cukurova, M. (2019). Designing educational technologies in the age of AI: A learning sciences-driven approach. *British Journal of Educational Technology*, 50(6), 2824–2838. <https://doi.org/10.1111/bjet.12861>
- MacKenzie, S., Podsakoff, P., & Podsakoff, N. (2011). Construct measurement and validation procedures in MIS and behavioral research: Integrating new and existing techniques. *MIS Quarterly*, 35(2), 293–334. <https://doi.org/10.2307/23044045>
- Medina, F. (2024). Escritura de microrrelatos con apoyo de inteligencia artificial. *Cuaderno de Pedagogía Universitaria*, 21(42), 7–24. <https://doi.org/10.29197/cpu.v21i42.594>
- Mishra, P., & Koehler, M. (2006). Technological pedagogical content knowledge: A framework for teacher knowledge. *Teachers College Record*, 108(6), 1017–1054.
- Morin, A., Marsh, H., & Nagengast, B. (2023). Exploratory structural equation modeling. In R. H. Hoyle (Ed.), *Handbook of structural equation modeling* (2nd ed., pp. 452–472). Guilford Press.
- Nazaretsky, T., Cukurova, M., Ariely, M., & Alexandron, G. (2022). Artificial intelligence in education: Teachers' knowledge, attitudes, and intention to use. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100067.
- Nye, C., Butt, S., Bradburn, J., & Prasad, J. (2018). Interests as predictors of performance: An omitted and underappreciated variable. *Journal of Vocational Behavior*. https://www.researchgate.net/publication/326875818_Interests_as_predictors_of_performance_An_omitted_and_underappreciated_variable
- Pérez, R., Mercado, P., Martínez, M., Mena, E. y Partida, J. (2022). La innovación y la competitividad de las instituciones de educación superior: Perspectiva desde la innovación abierta. *Revista Iberoamericana de Educación Superior*, 13(36), 40–54. <https://doi.org/10.22201/iisue.20072872e.2022.36.1184>

- Pérez-Escoda, A., & Fernández-Villavicencio, N. (2016). Digital competence in use: From DigComp 1 to DigComp 2. En F. García-Peñalvo (Ed.), *Proceedings of the Fourth International Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality* (pp. 619–624). Association for Computing Machinery.
- Prinsloo, P., & Slade, S. (2022). Ethics and privacy in learning analytics: Mapping the field and critical perspectives on ethics and privacy in learning analytics. En C. Lang (Ed.), *Handbook of Learning Analytics* (pp. 243–252). Society for Learning Analytics Research.
- Ramírez-Montoya, M., Rodríguez-Abitia, G., López-Caudana, E., & De León, L. (2021). Artificial Intelligence in Higher Education: A Systematic Literature Review. *Proceedings of the 9th International Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality*, 406–411.
- Redecker, C. (2017). *European framework for the digital competence of educators: DigCompEdu* (Issue JRC107466).
- Reich, J. (2020). *Failure to Disrupt: Why Technology Alone Can't Transform Education*. Harvard University Press.
- Ringle, C., Wende, S., & Becker, J. (2023). *SmartPLS 4*.
- Rodríguez, M. y Gómez, V. (2023). Políticas educativas y prácticas docentes: Un análisis de la brecha entre el discurso y la realidad en la educación superior dominicana. *Revista Latinoamericana de Políticas y Administración de la Educación*, 10(18), 62–76.
- Rogers, E. (2003). *Diffusion of innovations* (5th ed.). Free Press.
- Sánchez-Cruzado, C., Bonetti, S., Sánchez-Campaña, M. y Santiago, R. (2021). Análisis de competencias digitales de docentes de la provincia de Misiones: el reto de la nueva alfabetización. *Virtualidad, Educación y Ciencia*, 23(12), 8–32.
- Scherer, R., Siddiq, F., & Tondeur, J. (2019). The technology acceptance model (TAM): A meta-analytic structural equation modeling approach to explaining teachers' adoption of digital technology in education. *Computers & Education*, 128, 13–35. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.09.009>
- Selwyn, N. (2016). *Education and technology: Key issues and debates*. Bloomsbury Academic. <https://doi.org/10.1007/s11159-022-09971-9>
- Selwyn, N. (2019). What's the problem with learning analytics? *Journal of Learning Analytics*, 6(3), 11–19. <https://doi.org/10.18608/jla.2019.63.3>
- Selwyn, N. (2023). *Should robots replace teachers? AI and the future of education*. John Wiley & Sons.
- Silva, M., Correa, R., & Mc-Guire, P. (2024). Metodologías Activas con Inteligencia Artificial y su relación con la enseñanza de la matemática en la educación superior en Chile. Estado del arte. *Revista Iberoamericana de Tecnología En Educación y Educación En Tecnología*, 37, e2–e2. <https://doi.org/10.24215/18509959.37.E2>

- Sharma, B., & Mantri, A. (2020). Assimilating disruptive technology: A new approach of learning science in engineering education. *Procedia Computer Science*, 172, 915-921.
- Straub, D., Loch, K., Evaristo, R., Karahanna, E., & Srite, M. (2002). Toward a theory-based measurement of culture. *Journal of Global Information Management*, 10(1), 13–23. <https://doi.org/10.4018/jgim.2002010102>
- Teo, T., Zhou, M., & Noyes, J. (2021). Teachers' acceptance of AI in education: An extended technology acceptance model. *Interactive Learning Environments*, 1–17.
- Tsai, Y., Rates, D., Moreno-Marcos, P., Muñoz-Merino, P., Jivet, I., Scheffel, M., & Gašević, D. (2022). Learning analytics in European higher education: Trends and barriers. *Computers & Education*, 155, 103891. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2020.103933>
- VanderLinde, G. y Mera, T. (2024). El uso de inteligencia artificial y sus desafíos para la evaluación académica: una revisión de la literatura. *Cuaderno De Pedagogía Universitaria*, 21(41), 126–137. <https://doi.org/10.29197/cpu.v21i41.564>
- Venkatesh, V., Morris, M., Davis, G., & Davis, F. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Viberg, O., Hatakka, M., Bälter, O., & Mavroudi, A. (2018). The current landscape of learning analytics in higher education. *Computers in Human Behavior*, 89, 98–110. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0747563218303492>
- Williamson, B., & Eynon, R. (2020). Historical threads, missing links, and future directions in AI in education. *Learning, Media and Technology*, 45(3), 223–235. <https://doi.org/10.1080/17439884.2020.1798995>
- Winkler, R., & Söllner, M. (2018). Unleashing the Potential of Chatbots in Education: A State-of-the-Art Analysis. *Proceedings 2018*. <https://doi.org/10.5465/AMBPP.2018.15903abstract>
- Yadegaridehkordi, E., Nilashi, M., Shuib, L., & Hairul, M. (2019). The Impact of Big Data on Firm Performance in Hotel Industry. *Electronic Commerce Research and Applications*, 40(3). doi.org/10.1016/j.elerap.2019.100921
- Zawacki-Richter, O., Marín, V., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education—where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- Zhai, X., Chu, X., Chai, C. S., Jong, M. S. Y., Istenic, A., Spector, M., & Pushpanadham, K. (2021). *A review of artificial intelligence*. <https://doi.org/10.1155/2021/8812542>