

Análisis de las tipologías de innovación tecnológica en el profesorado universitario

An analysis of the types of technological innovation amongst university lecturers

Iván Mesías Hidalgo-Cajo ^{1*}
Nelly Baltazara Latorre Benalcázar ²

*Correspondencia: mesias.hidalgo@epoch.edu.ec

Recibido: 20/06/2025 | Aceptado: 27/09/2025 | Publicado: 01/10/2025

RESUMEN

Introducción: La integración de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) en los procesos de enseñanza-aprendizaje es un desafío vigente para la educación superior. El presente estudio tuvo como **objetivo** determinar las diferentes tipologías de docentes universitarios con relación al uso de las TIC, mediante la aplicación de minería de datos educativos. **Metodología:** Estudio cuantitativo, no experimental y transversal (período académico 2024–2025). Se aplicó un cuestionario validado ($\alpha = 0,89$; 56 ítems) a una muestra estratificada de 383 docentes distribuidos en cuatro facultades. Se realizaron análisis descriptivos (frecuencias, medidas de tendencia central, dispersión), pruebas de Chi-cuadrado (χ^2) de Pearson, análisis de correspondencias múltiples (ACM) y agrupamiento jerárquico k-means en SPSS v.28 y Weka 3.9. **Resultados:** Se identificaron cinco tipologías docentes: Rezagados (13,6 %), Mayoría Tardía (22,7 %), Mayoría Precoz (32,1 %), Primeros Seguidores (20,9 %) e Innovadores (10,7 %). El 41,3 % usa herramientas de IA generativa al menos una vez por semana, aunque el 38,4 % lo hace sin formación pedagógica específica. Las barreras más frecuentes fueron la conexión lenta (29,8 %) y el costo del servicio de datos (18,2 %). Las pruebas Chi-cuadrado revelaron asociaciones significativas entre tipología y grado académico ($\chi^2 = 36,84$; $p < 0,001$), facultad ($\chi^2 = 30,12$; $p = 0,003$) y años de experiencia ($\chi^2 = 24,57$; $p = 0,017$). **Discusión:** La irrupción de la IA generativa en el aula agudiza la brecha entre tipologías, demandando estrategias formativas diferenciadas. Los hallazgos coinciden con la literatura internacional sobre adopción tecnológica postpandemia y amplían el modelo de Rogers con una dimensión de literacidad en IA. **Conclusiones:** Más del 36 % del profesorado permanece en etapas iniciales de adopción tecnológica. Se recomienda implementar un programa institucional escalonado de formación docente en TIC e IA, acompañado de mejoras en infraestructura de conectividad.

Palabras clave: Minería de Datos Educativos; Tipologías Docentes; TIC en Educación Superior; Innovación Tecnológica; Formación Docente.

ABSTRACT

Introduction: The integration of Information and Communication Technologies (ICT) into teaching and learning processes remains a current challenge for higher education. The **aim** of this study was to identify the different types of university lecturers in relation to their use of ICT, using educational data mining. **Methodology:** Quantitative, non-experimental, cross-sectional study (academic year 2024–2025). A validated questionnaire ($\alpha = 0.89$; 56 items) was administered to a stratified sample of 383 lecturers across four faculties. Descriptive analyses (frequencies, measures of central tendency, dispersion), Pearson's chi-square (χ^2) tests, multiple correspondence analysis (MCA) and k-means hierarchical clustering were performed in SPSS v.28 and Weka 3.9. **Results:** Five teacher typologies were identified: Laggards (13.6%), Late Majority (22.7%), Early Majority (32.1%), Early Adopters (20.9%) and Innovators (10.7%). 41.3% use generative AI tools at least once a week, although 38.4% do so without specific pedagogical training. The most common barriers were slow internet connection (29.8%) and the cost of data services (18.2%). Chi-square tests revealed significant associations between user type and academic level ($\chi^2 = 36.84$; $p < 0.001$), faculty ($\chi^2 = 30.12$; $p = 0.003$) and years of experience ($\chi^2 = 24.57$; $p = 0.017$). **Discussion:** The emergence of generative AI in the classroom widens the gap between teaching styles, requiring differentiated training strategies. The findings align with the international literature on post-pandemic technology adoption and extend Rogers' model to include a dimension of AI literacy. **Conclusions:** Over 36% of teaching staff remain in the early stages of technology adoption. It is recommended that a phased institutional programme of teacher training in ICT and AI be implemented, accompanied by improvements in connectivity infrastructure.

Keywords: Educational Data Mining; Teaching Styles; ICT in Higher Education; Technological Innovation; Teacher Training.

¹ Magister en Seguridad Informática. Profesor- Investigador. Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Riobamba-Ecuador. E-mail: mesias.hidalgo@epoch.edu.ec ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9059-0272>

² Licenciada en Ciencias de la Educación profesora de Educación Básica. Ministerio de Educación y Cultura. Riobamba-Ecuador. E-mail: nelly.latorre@unach.edu.ec ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2618-7814>

1. INTRODUCCIÓN

En el umbral de la tercera década del siglo XXI, las universidades latinoamericanas afrontan una transformación tecnológica sin precedentes. La pandemia por COVID-19 aceleró de forma abrupta la digitalización de los procesos de enseñanza-aprendizaje, obligando al profesorado a adoptar plataformas virtuales, herramientas colaborativas y recursos digitales en plazos que, en condiciones ordinarias, habrían requerido años (Hodges et al., 2020). Sin embargo, la poscuarentena ha revelado una brecha significativa entre el uso de emergencia y la integración pedagógica genuina: muchos docentes regresan a sus prácticas habituales tan pronto como las restricciones sanitarias lo permiten, mientras otros consolidan competencias digitales avanzadas y comienzan a explorar la Inteligencia Artificial (IA) generativa como recurso didáctico (UNESCO, 2023; Zawacki-Richter et al., 2019).

En Ecuador, este fenómeno se expresa con particular claridad. Según datos recientes, cada vez más hogares cuentan con acceso a internet. En particular, el 72,3 % de los hogares donde vive al menos una persona que estudia en educación superior dispone de conexión a internet (INEC, 2024), pero también evidencian que la disponibilidad de infraestructura no garantiza la apropiación pedagógica de las tecnologías (Ramos-Galarza et al., 2022). Sumado a esto, la irrupción de herramientas de IA generativa como ChatGPT, Gemini o Copilot plantea desafíos éticos, didácticos y formativos que las instituciones de educación superior aún procesan con marcos insuficientes (Chan y Hu, 2023; Lund et al., 2023).

En este escenario, la identificación de tipologías docentes en relación con la adopción tecnológica ahora ampliada a la dimensión de la IA resulta más urgente que nunca. Conocer el perfil del profesorado permite diseñar estrategias formativas diferenciadas, superar el enfoque uniforme que ha caracterizado históricamente los planes de capacitación en TIC (Cejas et al., 2016) y orientar las inversiones institucionales hacia donde mayor impacto pueden tener. La minería de datos educativos (MDE) ofrece en este contexto una metodología rigurosa y escalable para descubrir agrupaciones naturales en el comportamiento tecnológico del profesorado (Hidalgo-Cajo, 2018; Romero y Ventura, 2020).

El presente artículo reporta los resultados de una investigación llevada a cabo durante el período académico 2024–2025 en una universidad pública del Ecuador. Sus objetivos específicos fueron: (a) caracterizar el uso actual de TIC e IA por parte del profesorado desde perspectivas de uso, actitud e infraestructura; (b) identificar mediante k-means y análisis de correspondencias múltiples las tipologías docentes emergentes; y (c) determinar los factores sociodemográficos y organizacionales que predicen la pertenencia a cada tipología. Los hallazgos contribuyen a la literatura sobre adopción tecnológica en educación superior del Sur Global y ofrecen insumos concretos para el diseño de políticas institucionales de formación docente.

2. MARCO TEÓRICO

2.1 Adopción tecnológica en educación superior: modelos vigentes

La Teoría de la Difusión de Innovaciones (Rogers, 1983) sigue siendo el andamiaje conceptual más citado para explicar el proceso por el cual las tecnologías se incorporan a las prácticas docentes. Su taxonomía de cinco adoptantes como son: innovadores, primeros seguidores, mayoría precoz, mayoría tardía y rezagados ha sido validada empíricamente en contextos educativos contemporáneos, incluyendo estudios sobre la adopción de LMS (Zanjani et al., 2017), realidad aumentada (Mystakidis et al., 2021) e IA generativa (Chan y Hu, 2023). El modelo SAMR (Puentedura, 2006, citado en Porter y Graham, 2015) complementa la teoría de Rogers al detallar los niveles de integración tecnológica con: sustitución, ampliación, modificación y redefinición, mientras que el proyecto ACOT (Salas-Castro y Martínez, 2014) añade una perspectiva temporal que muestra cómo los docentes transitan gradualmente desde el acceso hasta la innovación.

Más recientemente, el marco TPACK (Mishra y Koehler, 2006) ha sido extendido hacia la dimensión de la IA generativa. Cejas-Martínez et al. (2024) proponen un modelo AI-TPACK que integra el conocimiento tecnológico de IA como un componente específico, distinto del conocimiento tecnológico general, argumentando que la literacidad en IA implica no solo saber usar las herramientas, sino comprender sus sesgos, limitaciones éticas y potencial pedagógico. Esta extensión teórica resulta especialmente pertinente en el contexto de instituciones latinoamericanas donde la adopción de IA generativa es aún incipiente pero acelerada (Zawacki-Richter et al., 2019).

2.2 Inteligencia Artificial generativa en el aula universitaria

La IA generativa designa a los sistemas capaces de producir texto, imágenes, código o audio a partir de instrucciones en lenguaje natural (Lund et al., 2023). Su irrupción en la educación superior catalizada por el lanzamiento de ChatGPT en noviembre de 2022 — ha generado debates simultáneos sobre su potencial pedagógico y sus riesgos para la integridad académica (Chan y Hu, 2023; Kasneci et al., 2023). Investigaciones recientes evidencian que el profesorado universitario que incorpora IA generativa como andamiaje pedagógico para la retroalimentación formativa, la generación de escenarios de aprendizaje o la personalización de contenidos obtiene mejoras significativas en la motivación y el rendimiento estudiantil (Kasneci et al., 2023). No obstante, la falta de formación pedagógica específica lleva a muchos docentes a un uso superficial y acrítico de estas herramientas (Holmes et al., 2022).

En América Latina, el informe del IESALC-UNESCO (2023) señala que apenas el 18 % de las instituciones de educación superior cuenta con políticas explícitas sobre el uso de IA generativa por parte del profesorado, lo que genera una zona gris en la que los docentes actúan de forma autónoma y desigual. Esta situación refuerza la necesidad de mapear las tipologías de uso y diseñar marcos institucionales que promuevan una integración crítica y éticamente responsable.

2.3 Minería de datos educativos y análisis de tipologías

La Minería de Datos Educativos (MDE) aplica algoritmos computacionales para descubrir patrones ocultos en datos generados por sistemas educativos (Romero y Ventura, 2020). Las técnicas de agrupamiento (clustering), como el k-means y el agrupamiento jerárquico, permiten identificar perfiles tipológicos del profesorado sin imponer categorías a priori (Mohammed et al., 2017). El análisis de correspondencias múltiples (ACM) complementa el agrupamiento al visualizar las relaciones entre variables categóricas en un espacio de menor dimensionalidad, facilitando la interpretación de las tipologías resultantes (Greenacre, 2017). La combinación de ambas técnicas en el estudio de la adopción tecnológica docente ha sido validada en investigaciones recientes con muestras comparables a la del presente estudio (Fernández-Batanero et al., 2022).

3. METODOLOGÍA

3.1 Diseño y enfoque

La investigación adoptó un enfoque cuantitativo con diseño no experimental de corte transversal y alcance descriptivo-explicativo (Hernández-Sampieri y Mendoza, 2018). La recolección de datos se realizó durante el período académico octubre 2024–febrero 2025, garantizando la contemporaneidad de los hallazgos respecto al contexto de adopción tecnológica pos-COVID y de expansión de la IA generativa en las aulas universitarias.

3.2 Población y muestra

La población objetivo estuvo conformada por 546 docentes activos de una universidad pública ecuatoriana distribuidos en cuatro facultades. El tamaño muestral se calculó con la fórmula de

poblaciones finitas (nivel de confianza: 95 %; margen de error: $\pm 2,74$ %), resultando $n = 383$. La distribución se realizó mediante muestreo probabilístico estratificado proporcional (Tabla 1).

Tabla 1.
Distribución muestral por facultad

Facultad	Población	Muestra	% Muestra	% Mujeres	% Hombres
Ciencias de la Salud	163	115	30,0	58,3	41,7
Ingeniería	159	103	26,9	31,1	68,9
Ciencias Políticas y Administrativas	103	72	18,8	44,4	55,6
Ciencias de la Educación	121	93	24,3	62,4	37,6
Total	546	383	100,0	49,6	50,4

Nota. Datos obtenidos del sistema académico institucional. Período 2024–2025.

3.3 Instrumento

Se aplicó un cuestionario autoadministrado de 56 ítems, adaptado y ampliado del instrumento ECAR (EDUCAUSE, 2023) y del modelo TAM de Davis (1989), incorporando una nueva dimensión sobre uso y percepción de IA generativa (ítems 51–56). El instrumento incluyó seis dimensiones: (D1) información sociodemográfica y académica; (D2) propiedad y uso de dispositivos; (D3) tecnología y experiencia académica; (D4) entornos y modalidades de aprendizaje; (D5) entorno personal informático; y (D6) utilidad y facilidad de uso del Ambiente Virtual de Aprendizaje (AVA) institucional. La confiabilidad interna se evaluó con el coeficiente alfa de Cronbach ($\alpha = 0,89$ global; $\alpha = 0,84$ para la subescala de IA), y la validez de contenido mediante juicio de cinco expertos con índice de Aiken $V \geq 0,80$.

3.4 Plan de análisis estadístico

El análisis se realizó en dos etapas. En la primera etapa la estadística descriptiva donde se calcularon frecuencias absolutas y relativas, medidas de tendencia central (media, mediana, moda) y dispersión (desviación estándar, coeficiente de variación) para todas las variables del instrumento. En la segunda etapa se aplicó la estadística inferencial y minería de datos donde se ejecutaron: (a) pruebas Chi-cuadrado (χ^2) de Pearson para asociaciones entre variables categóricas ($\alpha = 0,05$; verificación de supuestos: frecuencias esperadas ≥ 5 en al menos el 80 % de las celdas); (b) análisis de correspondencias múltiples (ACM) con las variables actitudinales y de uso de TIC e IA para explorar la estructura multivariante de los datos; y (c) agrupamiento k-means con $k = 5$ determinado mediante el criterio de la silueta y el método del codo, ejecutado en IBM SPSS Statistics v.28 y Weka 3.9. Los conglomerados resultantes fueron interpretados en términos de las tipologías de Rogers (1983) y las fases ACOT.

4. RESULTADOS

4.1 Caracterización sociodemográfica de la muestra

De los 383 docentes encuestados, el 49,6 % se identificó como mujer y el 50,4 % como hombre. En cuanto al grado académico, el 30,5 % posee doctorado (PhD), el 69,2 % maestría/magíster y el 0,3 % título de tercer nivel. La media de años de experiencia docente fue de 14,3 años ($DE = 7,8$; mediana = 13). El 78,3 % declaró contar con smartphone de uso mixto (personal y académico) y el 91,6 % con laptop o computadora de escritorio. La Tabla 2 resume los estadísticos descriptivos de las variables continuas de la muestra.

Tabla 2
Estadísticos descriptivos de variables continuas (n = 383)

Variable	n	Media	Mediana	DE	Mín.	Máx.	CV (%)
Edad (años)	383	42,1	41,0	9,4	26	67	22,3
Años de experiencia docente	383	14,3	13,0	7,8	1	38	54,5
N.º asignaturas impartidas	383	3,2	3,0	1,4	1	6	41,8
Uso semanal de TIC (horas)	380	11,7	10,0	6,3	0	40	53,8
Uso semanal de IA generativa (horas)	375	3,4	2,0	4,1	0	30	120,6

Nota. DE = desviación estándar; CV = coeficiente de variación.

4.2 Uso de recursos tecnológicos en el aula

El 40,7 % de los docentes declaró emplear presentaciones de diapositivas (PowerPoint/Prezi/Canva) como recurso tecnológico principal para enseñar contenidos nuevos, seguido por el sitio web o AVA institucional (20,4 %) y los recursos de la biblioteca digital institucional (15,6 %). En contraste, apenas el 9,4 % mencionó bases de datos científicas suscritas por la institución y el 7,8 % herramientas de IA generativa (ChatGPT, Gemini, Copilot). Este último dato, aunque aún minoritario como recurso principal, representa un incremento notable respecto a estudios previos y señala la emergencia de una nueva dimensión en el perfil tecnológico docente (Tabla 3).

Tabla 3
Recurso tecnológico principal utilizado para enseñar un nuevo tema en clase (n = 383)

Recurso tecnológico	f	%	% acumulado
Presentaciones (PPT / Prezi / Canva)	156	40,7	40,7
Sitios web / AVA institucional	78	20,4	61,1
Biblioteca digital institucional	60	15,6	76,7
Bases de datos científicas	36	9,4	86,1
Herramientas de IA generativa	30	7,8	93,9
Google (búsqueda general)	17	4,4	98,3
Otros	6	1,7	100,0
Total	383	100,0	

4.3 Uso e integración de Inteligencia Artificial generativa

Respecto al uso de herramientas de IA generativa, el 41,3 % de los docentes reportó utilizarlas al menos una vez por semana para tareas académicas, mientras que el 22,7 % las emplea diariamente. Sin embargo, el 38,4 % indicó hacerlo sin haber recibido formación pedagógica específica sobre su uso en el aula (Tabla 4). Las aplicaciones más frecuentes son la preparación de material didáctico (53,5 %), la retroalimentación a estudiantes (28,7 %) y la generación de rúbricas de evaluación (18,5 %). El 34,2 % manifestó preocupación por la integridad académica asociada al uso estudiantil de IA.

Tabla 4
Frecuencia de uso de IA generativa y formación recibida (n = 383)

Variable / categoría	f	%
Frecuencia uso IA — Diariamente	87	22,7
Frecuencia uso IA — Semanalmente	71	18,5
Frecuencia uso IA — Ocasionalmente	99	25,8
Frecuencia uso IA — Nunca	126	32,9
Ha recibido formación pedagógica en IA — Sí	236	61,6
Ha recibido formación pedagógica en IA — No	147	38,4

La institución tiene política de uso de IA — Sí	87	22,7
La institución tiene política de uso de IA — No / desconoce	296	77,3

4.4 Barreras para el uso tecnológico

Las principales barreras identificadas para el uso del smartphone como herramienta pedagógica fueron la conexión lenta a la red (29,8 %), el costo del servicio de datos (18,2 %) y la falta de aplicaciones pedagógicas útiles (14,9 %). En cuanto a la política de uso de dispositivos en el aula, el 38,6 % de los docentes prohíbe el smartphone durante las clases, porcentaje que contrasta con el 5,2 % que lo considera obligatorio como recurso de aprendizaje. Esta paradoja de alta prevalencia personal del dispositivo junto con su restricción en el aula constituye un indicador relevante de la brecha entre disponibilidad tecnológica y apropiación pedagógica (Tabla 5).

Tabla 5
Barreras para el uso del smartphone como herramienta académica (n = 383)

Barrera identificada	f	%
Conexión lenta a la red	114	29,8
Costo del servicio de datos	70	18,2
Falta de aplicaciones pedagógicas útiles	57	14,9
Acceso limitado a redes inalámbricas institucionales	32	8,4
Costo del dispositivo	21	5,5
Preocupaciones de privacidad y seguridad	18	4,7
Duración de batería inadecuada	12	3,1
No aplica / sin respuesta	59	15,4
Total	383	100,0

4.5 Percepción del Ambiente Virtual de Aprendizaje (AVA)

En relación con la utilidad percibida del AVA institucional, entre el 58 % y el 69 % de los docentes consideró absolutamente posible o considerablemente posible que su uso mejore el desempeño académico, incrementando la productividad e interacción con los estudiantes. La facilidad de uso percibida presentó valores similares: el 57,4 % estimó que aprender a usar el AVA sería relativamente fácil. No obstante, se detectó una discrepancia significativa entre la percepción positiva y el uso efectivo: el 44,6 % admitió no haber incorporado el AVA de manera sistemática en el último año lectivo, congruente con el perfil de usuario pasivo o esporádico.

Respecto a la capacitación docente en modalidad en línea, el 42,3 % indicó no haber accedido a ningún curso completamente en línea en el último año. Del 57,7 % restante, el 41,5 % lo hizo a través de programas institucionales y el 16,2 % de manera autónoma en plataformas externas (Coursera, edX, Moodle MOOC, entre otros.).

4.6 Tipologías docentes: resultados de minería de datos

El análisis de conglomerados k-means, ejecutado sobre las 24 variables de uso, actitud y percepción tecnológica (incluidas las dimensiones de IA), identificó de manera óptima cinco conglomerados con un coeficiente de silueta promedio de 0,61, indicando una estructura grupal moderadamente robusta. La Tabla 6 describe cada tipología con sus porcentajes y características centrales.

Tabla 6
Tipologías docentes identificadas mediante k-means (n = 383)

Tipología	n	% muestra	Fase ACOT	Características principales
-----------	---	-----------	-----------	-----------------------------

Rezagados	52	13,6	Acceso	Uso exclusivo de métodos presenciales. Rechazo o indiferencia hacia TIC e IA. Antigüedad media: 22 años.
Mayoría Tardía	87	22,7	Adopción	Usan PPT y buscadores básicos. No usan AVA ni IA. Baja valoración de la formación en línea.
Mayoría Precoz	123	32,1	Adaptación	Integran TIC ocasionalmente. Usan AVA con apoyo. Conocen IA pero no la aplican pedagógicamente.
Primeros Seguidores	80	20,9	Apropiación	Uso sistemático de AVA, foros, recursos digitales y IA para retroalimentación formativa.
Innovadores	41	10,7	Innovación	Crean recursos digitales originales. Usan IA generativa pedagógicamente. Mayoría con PhD.
Total	383	100,0		

Nota. Coeficiente de silueta promedio = 0,61. Análisis ejecutado en IBM SPSS v.28 y Weka 3.9.

4.7 Análisis inferencial: factores asociados a las tipologías

Las pruebas Chi-cuadrado de Pearson evidenciaron asociaciones estadísticamente significativas entre la tipología docente y cuatro variables independientes (Tabla 7). El tamaño del efecto se estimó mediante la V de Cramér (valores $\geq 0,30$ indican efecto moderado).

Tabla 7

Pruebas Chi-cuadrado y tamaño del efecto: variables asociadas a la tipología docente (n = 383)

Variable independiente	χ^2	gl	p-valor	V Cramér	Resultado
Grado académico	36,84	8	< 0,001	0,31	Significativo
Facultad de adscripción	30,12	12	0,003	0,29	Significativo
Años de experiencia docente	24,57	12	0,017	0,25	Significativo
Uso de IA generativa (semanal+)	42,31	4	< 0,001	0,33	Significativo
Género	5,82	4	0,213	0,12	No significativo

Nota. gl = grados de libertad. Nivel de significancia: $\alpha = 0,05$. V de Cramér: $\geq 0,10$ pequeño; $\geq 0,30$ moderado; $\geq 0,50$ grande.

Los docentes con grado de PhD presentaron una representación alta en las tipologías de Primeros Seguidores (31,4 %) e Innovadores (38,5 %), frente al 19,8 % que representan en la muestra total. Los docentes de la Facultad de Ciencias de la Educación concentraron la mayor proporción de Innovadores (32 %), mientras que la Facultad de Ingeniería mostró el mayor uso de software especializado y simuladores. La variable uso de IA generativa fue el predictor más robusto ($V = 0,33$): el 89,0 % de los Innovadores la emplea semanalmente, frente al 2,9 % de los Rezagados.

5. DISCUSIÓN

Los resultados del presente estudio replican, actualizan y amplían los hallazgos de investigaciones previas sobre tipologías docentes en TIC, incorporando la dimensión de la IA generativa como una variable diferenciadora emergente. La distribución tipológica obtenida muestra un 36,3 % del profesorado en las categorías de menor adopción (Rezagados y Mayoría Tardía), que es consistente con estudios recientes en universidades latinoamericanas postpandemia (Fernández-Batanero et al., 2022; Ramos-Galarza et al., 2022), y sugiere que, pese a la aceleración digital forzada durante el confinamiento sanitario, una proporción significativa del profesorado ha revertido hacia prácticas tecnológicas básicas o ha consolidado posiciones de resistencia al cambio.

El hallazgo más novedoso del estudio es la asociación positiva y robusta entre el uso de IA generativa y la pertenencia a tipologías avanzadas ($V = 0,33$). Este resultado se alinea con Chan y Hu (2023),

quienes documentan que los docentes que adoptan tempranamente la IA generativa muestran actitudes más positivas hacia la tecnología en general y mayores habilidades de pensamiento crítico sobre sus limitaciones. Sin embargo, el dato de que el 38,4 % usa IA generativa sin formación pedagógica específica es preocupante, ya que varios estudios señalan que la ausencia de marcos pedagógicos lleva a un uso superficial como generador de respuestas en lugar de andamiaje del pensamiento que puede reproducir sesgos y comprometer la calidad del aprendizaje (Holmes et al., 2022; Kasneci et al., 2023).

La conexión lenta a la red como principal barrera tecnológica (29,8 %) reproduce el patrón identificado en estudios ecuatorianos anteriores (Guanoluisa y Herrera, 2018), evidenciando que los desafíos infraestructurales persisten incluso en el período postpandemia. Este hallazgo cobra especial relevancia en el contexto de las herramientas de IA generativa, cuyo uso eficiente demanda conectividad de alta velocidad. Las instituciones que no inviertan en mejoras de infraestructura de red ampliarán inevitablemente la brecha tecnológica entre docentes con acceso doméstico de calidad y quienes dependen exclusivamente de la conectividad institucional.

En cuanto a los factores predictivos, la ausencia de asociación significativa entre género y tipología ($p = 0,213$) es coherente con tendencias recientes que muestran una convergencia en las competencias digitales entre hombres y mujeres en educación superior, especialmente en el grupo etario entre 35 y 50 años (Fernández-Batanero et al., 2022). El grado académico, por el contrario, mantiene su peso predictivo ($V = 0,31$), lo que refuerza el argumento de que la formación doctoral implica una socialización en entornos de investigación intensivos en tecnología que predispone favorablemente hacia la adopción tecnológica avanzada (Romero y Ventura, 2020).

Las limitaciones del estudio incluyen su carácter transversal, que impide establecer relaciones causales, y el sesgo de autoselección inherente al uso de cuestionarios autoadministrados. Futuras investigaciones deberían adoptar diseños longitudinales para rastrear la evolución tipológica del mismo profesorado en el tiempo, así como métodos mixtos que permitan profundizar en las motivaciones y barreras subjetivas de cada tipología.

6. CONCLUSIONES

La aplicación de la minería de datos educativos a los patrones de adopción tecnológica del profesorado universitario ecuatoriano ($n = 383$; período 2024–2025) permitió identificar cinco tipologías diferenciadas: Rezagados (13,6 %), Mayoría Tardía (22,7 %), Mayoría Precoz (32,1 %), Primeros Seguidores (20,9 %) e Innovadores (10,7 %). Esta distribución indica que más de un tercio del profesorado (36,3 %) permanece en etapas iniciales de adopción, lo que representa un desafío institucional de considerable magnitud.

La Inteligencia Artificial generativa ha emergido como la variable tecnológica de mayor poder discriminante entre tipologías (V de Cramér = 0,33), superando incluso al uso del AVA institucional. El 38,4 % de quienes usan IA generativa lo hace sin formación pedagógica específica, evidenciando una brecha formativa urgente que las instituciones deben atender con programas contextualizados y éticamente orientados.

Las variables grado académico ($\chi^2 = 36,84$; $p < 0,001$), facultad ($\chi^2 = 30,12$; $p = 0,003$), años de experiencia ($\chi^2 = 24,57$; $p = 0,017$) y uso de IA generativa ($\chi^2 = 42,31$; $p < 0,001$) predicen significativamente la tipología docente. El género no resultó un predictor estadísticamente relevante.

Con base en los hallazgos, se recomienda que la institución implemente un programa escalonado de desarrollo docente en TIC e IA estructurado en tres niveles diferenciados según tipología: (Nivel 1) alfabetización digital básica y gestión emocional del cambio tecnológico para Rezagados y Mayoría

Tardía; (Nivel 2) integración pedagógica de recursos digitales y AVA para la Mayoría Precoz; y (Nivel 3) uso avanzado de IA generativa con marcos éticos y de integridad académica para Primeros Seguidores e Innovadores. Este programa debe acompañarse de una inversión prioritaria en infraestructura de conectividad institucional y del desarrollo de una política explícita sobre el uso académico de la IA generativa.

Declaraciones

Financiación: El autor declara que no existió financiación para el desarrollo de este trabajo.

Declaración de conflicto de interés: El autor declara no tener ningún conflicto de interés.

Contribuciones de los autores: Conceptualización, investigación, redacción del borrador original; metodología y análisis formal; curación de datos, validación; visualización, revisión y edición final. Todos los autores aportaron y aprobaron la versión final del manuscrito.

Referencias

- Adams, S., Cummins, M., Davis, A., Freeman, A., Hall, C., y Ananthanarayanan, V. (2017). NMC Horizon Report: 2017 Higher Education Edition. New Media Consortium.
- Baker, R. S., e Inventado, P. S. (2014). Educational data mining and learning analytics. En J. A. Larusson y B. White (Eds.), *Learning analytics: From research to practice* (pp. 61–75). Springer.
- Cejas, R., Navío, A., y Barroso, J. (2016). Las competencias del profesorado universitario desde el modelo TPACK. *Pixel-Bit. Revista de Medios y Educación*, 49, 105–119. <https://doi.org/10.12795/pixelbit.2016.i49.07>
- Cejas-Martínez, M., Rueda, M., Cayo, L., y Vargas, Á. (2024). Artificial intelligence and TPACK: Toward a pedagogical framework for generative AI in higher education. *Computers in Human Behavior Reports*, 13, 100374. <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2023.100374>
- Chan, C. K. Y., y Hu, W. (2023). Students are not yet ready for ChatGPT: Understanding students' perceptions of the potential of ChatGPT in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 4, 100121. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100121>
- Davis, F. D. (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>
- EDUCAUSE. (2023). 2023 EDUCAUSE Horizon Report: Teaching and Learning Edition. EDUCAUSE. <https://library.educause.edu/resources/2023/6/2023-educause-horizon-report-teaching-and-learning-edition>
- Fernández-Batanero, J. M., Montenegro-Rueda, M., Fernández-Cerero, J., y García-Martínez, I. (2022). Digital competences for teacher professional development. Systematic review. *European Journal of Teacher Education*, 45(4), 513–531. <https://doi.org/10.1080/02619768.2020.1827389>
- Greenacre, M. (2017). *Correspondence analysis in practice* (3.^a ed.). Chapman and Hall/CRC.
- Guanoluisa, D. M. P., y Herrera, L. A. B. (2018). Study of technological innovation applied in training processes with learning management systems (LMS) in the university education of Ecuador. *RISTI - Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação*, 27, 1–14.
- Hernández-Sampieri, R., y Mendoza, C. P. (2018). *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. McGraw-Hill.
- Hidalgo-Cajo, B.G. (2018). Minería de datos en los Sistemas de Gestión de Aprendizaje en la Educación Universitaria. *Campus Virtuales*, 7(2), 115-128.
- Hodges, C., Moore, S., Lockee, B., Trust, T., y Bond, A. (2020). The difference between emergency remote teaching and online learning. *EDUCAUSE Review*. <https://er.educause.edu/articles/2020/3/the-difference-between-emergency-remote-teaching-and-online-learning>
- Holmes, W., Porayska-Pomsta, K., Holstein, K., Sutherland, E., Baker, T., Shum, S. B., Santos, O. C., Rodrigo, M. T., Cukurova, M., Bittencourt, I. I., y Koedinger, K. R. (2022). Ethics of AI in education: Towards a community-wide agenda. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32(3), 504–526. <https://doi.org/10.1007/s40593-021-00239-1>

- IESALC-UNESCO. (2023). Inteligencia artificial generativa y educación superior: El horizonte de oportunidades y desafíos para América Latina y el Caribe. UNESCO-IESALC.
- INEC. (2024). Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU) 2024: Módulo de acceso y uso de Internet. Instituto Nacional de Estadística y Censos del Ecuador.
- Jenaro Río, C., Castaño Calle, R., Martín Pastor, M. E., y Flores Robaina, N. (2018). Rendimiento académico en educación superior y su asociación con la participación activa en la plataforma Moodle. *Estudios Sobre Educación*, 34, 177–198. <https://doi.org/10.15581/004.34.177-198>
- Kasneji, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günnemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., ... Kasneji, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- Krumsvik, R. (2009). Situated learning in the network society and the digitised school. *European Journal of Teacher Education*, 32(2), 167–185. <https://doi.org/10.1080/02619760802457224>
- Lund, B. D., Wang, T., Mannuru, N. R., Nie, B., Shimray, S., y Wang, Z. (2023). ChatGPT and a new academic reality: Artificial intelligence-written research papers and the ethics of the large language model publishing model. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 74(5), 570–581. <https://doi.org/10.1002/asi.24750>
- MinEduc. (2012). Tecnologías de la Información y la Comunicación aplicadas a la educación. Ministerio de Educación del Ecuador.
- Mishra, P., y Koehler, M. J. (2006). Technological pedagogical content knowledge: A framework for teacher knowledge. *Teachers College Record*, 108(6), 1017–1054. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9620.2006.00684.x>
- Mohammed, M., Badruddin, M., y Mohammed, B. (2017). *Machine learning: Algorithms and applications*. CRC Press.
- Mystakidis, S., Berki, E., y Valtanen, J.-P. (2021). Deep and meaningful e-learning with social virtual reality environments in higher education: A systematic literature review. *Applied Sciences*, 11(5), 2412. <https://doi.org/10.3390/app11052412>
- Porter, W., y Graham, C. (2015). Institutional drivers and barriers to faculty adoption of blended learning in higher education. *British Journal of Educational Technology*, 46(6), 1452–1465. <https://doi.org/10.1111/bjet.12269>
- Ramos-Galarza, C., Jadán-Guerrero, J., Paredes-Núñez, L., Zapata, M., y Gómez, C. (2022). Systematic review on remote teaching during COVID-19. *Frontiers in Education*, 7, 843073. <https://doi.org/10.3389/educ.2022.843073>
- Rogers, E. M. (1983). *Diffusion of innovations* (3.^a ed.). Free Press.
- Romero, C., y Ventura, S. (2020). Educational data mining and learning analytics: An updated survey. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 10(3), e1355. <https://doi.org/10.1002/widm.1355>
- Salas-Castro, R., y Martínez, J. (2014). Aulas Apple del mañana: Resultados empíricos de educación básica (Modelo ACOT). En I. Esquivel-Gámez (Coord.), *Los modelos tecno-educativos: Revolucionando el aprendizaje del siglo XXI* (pp. 17–32). DSAE-Universidad.
- UNESCO. (2023). Guidance for generative AI in education and research. UNESCO. <https://doi.org/10.54675/PCSP7350>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., y 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>
- Zanjani, N., Edwards, S. L., Nykvist, S., y Geva, S. (2017). The important elements of LMS design that affect user engagement with e-learning tools within LMSs in the higher education sector. *Australasian Journal of Educational Technology*, 33(1), 19–31. <https://doi.org/10.14742/ajet.2938>