

Modelización de la aceptación e integración de tecnologías de IA generativa en la formación inicial docente: un análisis de ecuaciones estructurales

Fabián González Araya

DEPARTAMENT DE PEDAGOGIA, UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI, ESPAÑA
FABIAN.GONZALEZ@ESTUDIANTS.URV.CAT

Pablo Pacheco Gallardo

DIRECCIÓN DE EDUCACIÓN VIRTUAL, UNIVERSIDAD DE PLAYA ANCHA, CHILE
PPACHECOG@UPLA.CL

Roxana Rebolledo Font de la Vall

DEPARTAMENT DE PEDAGOGIA, UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI, ESPAÑA
ROXANA.REBOLLEDO@UPLA.CL

Resumen

Este estudio analiza la integración de la Inteligencia Artificial (IA) en la formación docente universitaria. Mediante un modelo de ecuaciones estructurales (SEM) aplicado a estudiantes de pedagogía, se examinaron relaciones entre frecuencia de uso de IA generativa (FREC_IA), su aplicación pedagógica (USO_IA), percepción de impacto en el aprendizaje (PERC_IMP) y valoración de utilidad futura (VAL_PROY).

Los resultados confirman que un mayor uso se asocia significativamente con una percepción más favorable del impacto. Esta percepción positiva,

junto con la experiencia práctica, fueron predictores sólidos de una intención clara de integrar la IA en su futura práctica laboral. Se concluye la experiencia directa y utilidad percibida clave para la adopción efectiva de la IA. Es pertinente incorporar explícitamente en los currículos espacios que, más allá de la instrucción técnica, promuevan una reflexión crítica sobre sus implicaciones educativas para una integración ética y efectiva.

Palabras clave: IA en formación docente, IA y educación, integración IA, ecuaciones estructurales.

1. Introducción

La irrupción de la Inteligencia Artificial generativa transforma los paradigmas educativos tradicionales, presentando desafíos y oportunidades sin precedentes. Este impacto es particularmente crítico en la Formación Inicial Docente (FID), donde es imperativo preparar a los futuros profesores como profesionales capaces de integrar estas herramientas de manera crítica, ética y pedagógicamente efectiva [2, 3].

Aunque investigaciones recientes exploran la percepción de la IA entre educadores [4], persiste una brecha en la comprensión de los factores que determinan su adopción por parte de estudiantes de pedagogía, agentes clave en la transformación educativa [5]. Comprender las relaciones entre su experiencia de uso, percepciones e intenciones futuras es crucial para diseñar programas de formación pertinentes.

Este estudio se sustenta en modelos teóricos robustos como TAM y UTAUT, enriquecidos con el marco PICRAT. La investigación adopta una perspectiva específica mediante un Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM) que analiza relaciones entre variables latentes clave en FID: frecuencia de uso, aplicación académica, percepción de impacto y proyección como recurso pedagógico [6, 7].

El objetivo es identificar los predictores significativos de la intención de integrar la IA en la práctica profesional futura. Los hallazgos proporcionan evidencia valiosa para innovar en estrategias formativas, garantizando que los futuros docentes estén empoderados para aprovechar críticamente el potencial transformador de la IA generativa.

2. Marco teórico y desarrollo de hipótesis

Antecedentes teóricos y modelo conceptual

La adopción de tecnologías emergentes en el ámbito educativo debe ser analizada mediante marcos teóricos consolidados. En este estudio, los constructos centrales se conceptualizan a partir del Modelo de Aceptación de la Tecnología (TAM) y la Teoría Unificada de Aceptación y Uso de la Tecnología (UTAUT), los cuales postulan que la utilidad percibida y la facilidad de uso son determinantes críticos de la intención de uso conductual [6, 7]. Para comprender la naturaleza pedagógica del uso de la tecnología, este estudio incorpora además el marco PICRAT [14], el cual propone una doble dimensión para evaluar la integración tecnológica: la interacción del estudiante con la tecnología (Pasiva, Interactiva o Creativa) y el impacto de la tecnología en la práctica docente (Reemplaza, Amplifica o Transforma). Este marco es particularmente relevante para operacionalizar el constructo “Uso en la Formación” (USO_IA), permitiendo diferenciar entre usos sustitutivos (reemplazar) y usos pedagógicamente transformadores (amplificar, transformar) que demandan una interacción creativa por parte del futuro docente.

A partir de esta base conceptual integrada, se desarrolla un modelo de relaciones estructurales que hipotetiza las vías de influencia entre estos constructos. En primer lugar, se postula que una mayor frecuencia de uso se asociará positivamente con una percepción más sólida del impacto de la IA en el aprendizaje (H1), tal como sugiere la literatura sobre learning by doing [11]. En segundo término, se hipotetiza que tanto un uso específico y pedagógicamente significativo en la formación (H2) —evaluado bajo la lógica PICRAT— como una percepción positiva del impacto (H3) influirán directamente en una mayor valoración e intención de uso futuro [6, 12]. Adicionalmente, se propone una relación directa entre la frecuencia de uso y la proyección futura (H4), así como un efecto mediador crucial de la percepción del impacto en esta relación (H5), lo que implicaría que la mera exposición no es suficiente sin una internalización de su

valor pedagógico, la cual se ve facilitada por usos que amplifican o transforman la práctica formativa [13, 14].

Este modelo integral busca, por lo tanto, trascender la mera descripción de frecuencias de uso para ofrecer una comprensión predictiva de los mecanismos psicológicos y experienciales que subyacen a la adopción de la IA generativa en la formación inicial docente.

Modelo PICRAT como propuesta estructural de la validación e integración de tecnologías

La integración efectiva de tecnologías emergentes en la formación inicial docente representa un desafío crítico para los sistemas educativos. Particularmente, la inteligencia artificial generativa irrumpe como un elemento disruptivo que requiere no solo competencias técnicas sino principalmente pedagógicas para su implementación significativa. En este contexto, el modelo PICRAT surge como un marco teórico fundamental para comprender la naturaleza y calidad de la integración tecnológica. Este modelo propone una doble dimensión de análisis: la interacción del estudiante con la tecnología (Pasiva, Interactiva o Creativa) y el impacto transformador de la tecnología en la práctica educativa (Reemplaza, Amplifica o Transforma). Esta perspectiva supera visiones instrumentales de la tecnología al enfatizar cómo su uso puede redefinir fundamentalmente las experiencias de aprendizaje.

Para futuros docentes, este marco resulta particularmente relevante pues permite evaluar si sus experiencias con IA se limitan a usos sustitutivos o si alcanzan usos pedagógicamente transformadores que demandan pensamiento crítico y creación de nuevos conocimientos. La operacionalización del constructo “Uso en la Formación” (USO_IA) se enriquece significativamente mediante el modelo PICRAT. Los indicadores observables del modelo de ecuaciones estructurales pueden diseñarse para capturar esta gradación de usos.

Esta distinción es importante porque, como señala la literatura, la mera exposición a tecnología no garantiza su apropiación pedagógica; se requiere una inmersión en usos que amplifiquen y transformen la práctica. El marco PICRAT proporciona así el sustento teórico para hipotetizar que no cualquier uso, sino específicamente aquellos de

mayor complejidad pedagógica (Amplificación y Transformación), se asociarán más fuertemente con una “percepción positiva del impacto” y con la “proyección de uso futuro”.

El modelo de ecuaciones estructurales propuesto integra dimensiones psicológicas (percepción de impacto) y conductuales (frecuencia y tipo de uso) dentro de un marco teórico coherente. Las variables latentes “Frecuencia de Uso” (FREC_IA) y “Percepción de Impacto” (PERC_IMP) encuentran su fundamento en modelos clásicos de aceptación tecnológica como TAM y UTAUT, que destacan la importancia de la utilidad percibida y la facilidad de uso. Sin embargo, la incorporación del constructo USO_IA conceptualizado mediante PICRAT añade una profundidad pedagógica importante. Permite examinar no solo “cuánto” se usa la IA, sino “cómo” se usa, distinguiendo entre usos superficiales y usos profundamente pedagógicos. Esta triangulación teórica entre modelos de aceptación tecnológica y marcos de integración pedagógica constituye la principal innovación conceptual del presente estudio.

Finalmente, la “Valoración y Proyección de Uso Futuro” (VAL_PROY) como variable endógena representa el resultado esperado de este proceso complejo. Las hipótesis planteadas—especialmente aquella que vincula el uso académico con la proyección futura, y la que postula el efecto mediador de la percepción—encuentran un sustento teórico sólido en la literatura sobre transferencia de aprendizajes tecnológicos.

Objetivos e hipótesis de investigación

Con base en los modelos TAM, UTAUT y PICRAT, este estudio analiza las relaciones estructurales en la adopción de IA en formación docente. Los objetivos específicos buscan: describir la frecuencia y usos de IA (categorizados como sustitución, amplificación o transformación según PICRAT); explorar la percepción de impacto en el aprendizaje; examinar el uso académico actual; y determinar la valoración y proyección de uso futuro.

El modelo de ecuaciones estructurales contrasta cinco hipótesis: La frecuencia de uso fortalece la percepción de impacto (H1); el uso académico (H2) y dicha percepción (H3) predicen la intención de uso

futuro; existe relación directa entre uso frecuente y proyección futura (H4); y la percepción media significativamente esta relación (H5). La contrastación validará un marco predictivo para la integración efectiva de IA en la formación pedagógica.

Objetivo general

Analizar las relaciones estructurales entre la frecuencia de uso de herramientas de inteligencia artificial, su aplicación en la formación académica, la percepción de su impacto en el aprendizaje, y la valoración proyectiva de su uso futuro como recurso pedagógico, en estudiantes de pedagogía que cursan la asignatura Sello TIC.

Objetivos específicos

Describir la frecuencia de uso y los usos específicos de herramientas de IA por parte de estudiantes de pedagogía en su formación académica.

- Explorar la percepción de los estudiantes sobre el impacto de la IA en sus procesos de aprendizaje.
- Examinar el uso actual de herramientas de IA en actividades académicas dentro de su formación docente.
- Determinar el nivel de valoración y proyección del uso futuro de la IA como recurso pedagógico.
- Evaluar la relación estructural entre la frecuencia de uso, el uso académico, la percepción del impacto y la valoración proyectiva del uso de IA mediante un modelo de ecuaciones estructurales.

Hipótesis de investigación

- La frecuencia de uso de herramientas de inteligencia artificial se asocia positivamente con la percepción del impacto de estas tecnologías en el aprendizaje de los estudiantes de pedagogía. (H1)

- El uso de herramientas de inteligencia artificial en actividades académicas se asocia positivamente con la valoración proyectiva de su uso futuro como recurso pedagógico. (H2)
- La percepción del impacto de la inteligencia artificial en el aprendizaje se asocia positivamente con la valoración proyectiva de su uso futuro por parte de los estudiantes. (H3)
- La frecuencia de uso de herramientas de inteligencia artificial se asocia directamente con la valoración proyectiva de su uso futuro, independientemente de la percepción del impacto. (H4)
- La percepción del impacto de la inteligencia artificial en el aprendizaje media la relación entre la frecuencia de uso y la valoración proyectiva de su uso futuro. (H5)

Modelo conceptual

Los componentes del modelo de ecuaciones estructurales inicial son los siguientes:

Variables Latentes:

- Exógenas:
 - Frecuencia y usos específicos de la IA en la vida académica
 - Percepción del impacto de la IA en su aprendizaje como estudiantil
 - Uso de la IA en la formación como estudiante de pedagogía.
- Endógena:
 - Valoración y proyección del uso de la IA en la vida académica.

Especificación del modelo

Para la investigación se consideran tres variables latentes, las que se detallan en la siguiente tabla:

Tabla 1. Identificación de las variables latentes del modelo de ecuaciones estructurales (SEM)

Variables Exógenas
Frecuencia y usos específicos de la IA en la vida académica (FREC_IA)
Percepción del impacto de la IA en su aprendizaje como estudiante (PERC_IMP)
Uso de la IA en la formación como estudiante de pedagogía (USO_IAI)
Variable Endógena
Valoración y proyección del uso de la IA en la vida académica (VAL_PROY)

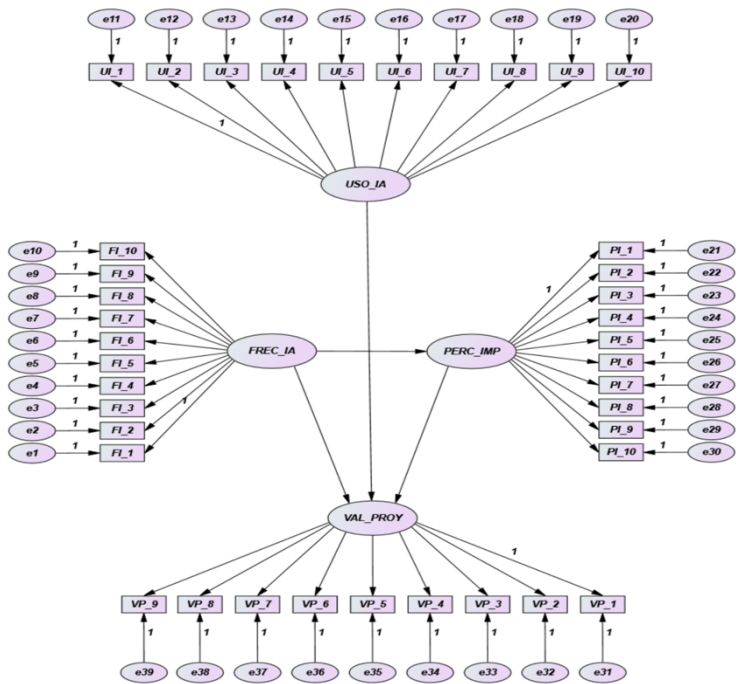
Para cada variable latente exógena se considera un número específico de indicadores donde cada uno de estos tiene un error de medición. }

Fig. 1. Clasificación de las variables latentes exógenas del SEM

Variables Latentes Exógenas	Variables Observadas	Errores de Medición
Frecuencia y usos específicos de la IA en la vida académica (FREC_IA) [ξ_1]	FI_1, FI_2, FI_3, FI_4, FI_5, FI_6, FI_7, FI_8, FI_9, FI_10	e1, e2, e3, e4, e5, e6, e7, e8, e9, e10
Percepción del impacto de la IA en su aprendizaje como estudiante (PERC_IMP) [ξ_2]	PI_1, PI_2, PI_3, PI_4, PI_5, PI_6, PI_7, PI_8, PI_9, PI_10	e11, e12, e13, e14, e15, e16, e17, e18, e19, e20
Uso de la IA en la formación como estudiante de pedagogía (USO_IA) [ξ_3]	UI_1, UI_2, UI_3, UI_4, UI_5, UI_6, UI_7, UI_8, UI_9, UI_10	e21, e22, e23, e24, e25, e26, e27, e28, e29, e30
Variables Latentes Exógenas	Variables Observadas	Errores de Medición
Valoración y proyección del uso de la IA en la vida académica (VAL_PROY) [η_1]	VP_1, VP_2, VP_3, VP_4, VP_5, VP_6, VP_7, VP_8, VP_9	e31, e32, e33, e34, e35, e36, e37, e38, e39

Cabe señalar que los errores de medición y predicción en esencia representan variables no observables, es decir, se consideran como variables latentes. En el modelo de ecuaciones estructurales planteado se muestra a las variables manifiestas u observables representadas a través de cuadrados o rectángulos y variable latente se representan mediante círculos o elipses.

Fig. 2. Modelo teórico propuesto



La relación de una variable latente con una observada tiene un coeficiente de regresión Lambda, una variable latente exógena con una endógena tienes coeficiente Gamma.

Fig. 3. Coeficientes de Regresión del modelo de ecuaciones estructurales SEM

Variables Latentes Exógenas	Variables Observadas	Coefficientes
ξ_1	FI_1, FI_2, FI_3, FI_4, FI_5, FI_6, FI_7, FI_8, FI_9, FI_10	$\lambda_{11}^{FI_1}, \lambda_{21}^{FI_2}, \lambda_{31}^{FI_3}, \lambda_{41}^{FI_4}, \lambda_{51}^{FI_5}, \lambda_{61}^{FI_6}, \lambda_{71}^{FI_7}, \lambda_{81}^{FI_8}, \lambda_{91}^{FI_9}, \lambda_{101}^{FI_{10}}$
ξ_2	PI_1, PI_2, PI_3, PI_4, PI_5, PI_6, PI_7, PI_8, PI_9, PI_10	$\lambda_{12}^{PI_1}, \lambda_{22}^{PI_2}, \lambda_{32}^{PI_3}, \lambda_{42}^{PI_4}, \lambda_{52}^{PI_5}, \lambda_{62}^{PI_6}, \lambda_{72}^{PI_7}, \lambda_{82}^{PI_8}, \lambda_{92}^{PI_9}, \lambda_{102}^{PI_{10}}$
ξ_3	UI_1, UI_2, UI_3, UI_4, UI_5, UI_6, UI_7, UI_8, UI_9, UI_10	$\lambda_{13}^{UI_1}, \lambda_{23}^{UI_2}, \lambda_{33}^{UI_3}, \lambda_{43}^{UI_4}, \lambda_{53}^{UI_5}, \lambda_{63}^{UI_6}, \lambda_{73}^{UI_7}, \lambda_{83}^{UI_8}, \lambda_{93}^{UI_9}, \lambda_{103}^{UI_{10}}$

Un modelo de ecuaciones estructurales lo constituye el modelo de medida y el modelo de relaciones estructurales. Las relaciones de ambos submodelos se pueden expresar mediante una serie de ecuaciones. El primero de ellos la ecuación de las variables exógenas es:

Fig. 4. Ecuación de las variables exógenas

$$x_i = \lambda x * \xi + e \text{ y endógenas } Y_i = \lambda Y * \eta + e$$

Fig. 5. Ecuaciones lambda $X\lambda x$ del modelo (SEM)

$FREC_IA_i = \lambda^{FI} * \xi_1 + e_i$	$PERC_IMP_i = \lambda^{PI} * \xi_2 + e_i$	$USO_IA_i = \lambda^{UI} * \xi_3 + e_i$
$FREC_IA1 = \lambda^{FI}_{11} * \xi_1 + e1$	$PERC_IMP1 = \lambda^{PI}_{12} * \xi_2 + e11$	$USO_IA1 = \lambda^{UI}_{13} * \xi_3 + e21$
$FREC_IA2 = \lambda^{FI}_{21} * \xi_1 + e2$	$PERC_IMP2 = \lambda^{PI}_{22} * \xi_2 + e12$	$USO_IA2 = \lambda^{UI}_{23} * \xi_3 + e22$
$FREC_IA3 = \lambda^{FI}_{31} * \xi_1 + e3$	$PERC_IMP3 = \lambda^{PI}_{32} * \xi_2 + e13$	$USO_IA3 = \lambda^{UI}_{33} * \xi_3 + e23$
$FREC_IA4 = \lambda^{FI}_{41} * \xi_1 + e4$	$PERC_IMP4 = \lambda^{PI}_{42} * \xi_2 + e14$	$USO_IA4 = \lambda^{UI}_{43} * \xi_3 + e24$
$FREC_IA5 = \lambda^{FI}_{51} * \xi_1 + e5$	$PERC_IMP5 = \lambda^{PI}_{52} * \xi_2 + e15$	$USO_IA5 = \lambda^{UI}_{53} * \xi_3 + e25$
$FREC_IA6 = \lambda^{FI}_{61} * \xi_1 + e6$	$PERC_IMP6 = \lambda^{PI}_{62} * \xi_2 + e16$	$USO_IA6 = \lambda^{UI}_{63} * \xi_3 + e26$
$FREC_IA7 = \lambda^{FI}_{71} * \xi_1 + e7$	$PERC_IMP7 = \lambda^{PI}_{72} * \xi_2 + e17$	$USO_IA7 = \lambda^{UI}_{73} * \xi_3 + e27$
$FREC_IA8 = \lambda^{FI}_{81} * \xi_1 + e8$	$PERC_IMP8 = \lambda^{PI}_{82} * \xi_2 + e18$	$USO_IA8 = \lambda^{UI}_{83} * \xi_3 + e28$
$FREC_IA9 = \lambda^{FI}_{91} * \xi_1 + e9$	$PERC_IMP9 = \lambda^{PI}_{92} * \xi_2 + e19$	$USO_IA9 = \lambda^{UI}_{93} * \xi_3 + e29$
$FREC_IA10 = \lambda^{FI}_{101} * \xi_1 + e10$	$PERC_IMP10 = \lambda^{PI}_{102} * \xi_2 + e20$	$USO_IA10 = \lambda^{UI}_{103} * \xi_3 + e30$

La cantidad de ecuaciones del modelo de relaciones estructurales será la misma que el número variables latentes endógenas tenga el modelo, por lo tanto, existe una ecuación. Esta ecuación describe el modelo de relaciones estructurales. La estructura que sigue esta ecuación se expresa de la siguiente manera:

Fig. 6. Estructura de ecuaciones del modelo

$$\eta_1 = \gamma_{11} * \xi_1 + \gamma_{12} * \xi_2 + \gamma_{13} * \xi_3$$

3. Resultados preliminares

El análisis preliminar de las respuestas de estudiantes de pedagogía revela tendencias significativas. Se observa una elevada frecuencia de uso de IA (FREC_IA), reportándose utilización semanal para tareas como traducción, planificación y diseño de materiales. Respecto a la percepción de impacto (PERC_IMP), prevalece una actitud positiva, destacando beneficios como ahorro de tiempo y apoyo a la productividad. Sin embargo, esta percepción coexiste con una tensión crítica: un reconocimiento unánime del riesgo de dependencia y la necesidad de un uso ético. Esta dualidad es crucial para el diseño de los ítems de medición.

La aplicación del marco PICRAT permite operacionalizar la variable USO_IA. Los usos reportados se distribuyen en el espectro del modelo: sustitución (traducción, corrección), amplificación (enriquecer planificaciones, sintetizar información) y, en menor medida, transformación (crear recursos innovadores, adaptar materiales). Esta gradación confirma la pertinencia del marco para categorizar la calidad pedagógica del uso, sugiriendo que los ítems deben discriminar entre estos niveles.

Respecto a la variable VAL_PROY, los resultados son contundentes: la mayoría valora positivamente el uso futuro de la IA para mejorar su productividad académica y profesional, proyectando integrarla en su labor docente para agilizar la planificación y crear materiales. No obstante, esta proyección está matizada por una condición ética transversal, expresada en la advertencia de usarla como apoyo crítico y no como reemplazo, y de enseñar su uso responsable. Esto subraya que el constructo VAL_PROY no mide una mera intención de uso, sino una intención mediada por la reflexión crítica, aspecto fundamental para el diseño final de sus indicadores.

4. Protección y continuación del estudio

Los resultados preliminares ofrecen una base sólida para avanzar hacia la fase de análisis estructural y validación empírica del modelo propuesto. El siguiente paso consistirá en la aplicación de modelización de ecuaciones estructurales (SEM) mediante software especializado

(Amos-IBM) para contrastar las hipótesis planteadas. El proceso se desarrollará en dos etapas secuenciales críticas para garantizar la validez del modelo.

Primero, se realizará un Análisis Factorial Confirmatorio (AFC) para validar el modelo de medida. Este análisis evaluará la fiabilidad compuesta, la validez convergente (mediante cargas factoriales y varianza media extraída - AVE) y la validez discriminante de los cuatro constructos latentes. Solo tras confirmar un modelo de medida robusto con adecuados índices de bondad de ajuste ($CFI > .90$, $TLI > .90$, $RMSEA < .08$, $SRMR < .08$), se procederá a la segunda etapa.

Posteriormente, se estimará el modelo estructural para probar las relaciones causales entre las variables latentes. Se testearán las cinco hipótesis mediante path analysis, examinando los coeficientes de regresión estandarizados y el valor de la mediación propuesta. La evaluación del poder predictivo del modelo se realizará analizando el coeficiente de determinación (R^2) de la variable endógena VAL_PROY. Adicionalmente, se proyecta realizar un análisis de invarianza multigrupo para explorar la equivalencia del modelo en diferentes subpoblaciones de la muestra.

La riqueza de los datos cualitativos se integrará en la interpretación de los resultados. El análisis temático de las respuestas abiertas servirá para triangular y contextualizar los hallazgos del SEM. Esta integración metodológica mixta fortalecerá la validez ecológica de las conclusiones y proporcionará una base sólida para las implicaciones prácticas dirigidas a mejorar los programas de formación inicial docente en la era de la IA. [30].

5. Referencias

- [1] Salas-Pilco SZ, Yang Y, Zhang Z. Artificial Intelligence Applications in Latin American Higher Education: A Systematic Review. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*. 2022;19(1):21. doi:10.1186/s41239-022-00326-w
- [2] García-Martínez I, Fernández-Batanero JM, Fernández-Cerero J, León SP. Analysing the Impact of Artificial Intelligence and Computational Sciences on Student Performance: Systematic Review and Meta-analysis. *Journal of New Approaches in Educational Research*. 2023;12(1):171. doi:10.7821/naer.2023.1.1240

- [3] Celik I, Dindar M, Muukkonen H, Järvelä S. The Promises and Challenges of Artificial Intelligence for Teachers: a Systematic Review of Research. *TechTrends*. 2022;66(4):616–630. doi:10.1007/s11528-022-00715-y
- [4] Kim J, Lee K, Cho YH. Learning-Centered Acceptance of Artificial Intelligence in Primary Education: A Structural Equation Modeling Approach. *Education and Information Technologies*. 2023;28(9):10951–10972. doi:10.1007/s10639-022-11479-6
- [5] Hinojo-Lucena FJ, Aznar-Díaz I, Cáceres-Reche MP, Trujillo-Torres JM, Romero-Rodríguez JM. Artificial Intelligence in Higher Education: A Bibliometric Review on its Impact in the Scientific Literature. *Education Sciences*. 2023;13(5):486. doi:10.3390/educsci13050486
- [6] Venkatesh V, Morris MG, Davis GB, Davis FD. User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*. 2003;27(3):425–478. doi:10.2307/30036540
- [7] Teo T, Zhou M. Explaining the Intention to Use Technology Among University Students: A Structural Equation Modeling Approach. *Journal of Computing in Higher Education*. 2019;31(3):526–545. doi:10.1007/s12528-019-09214-1
- [8] Cabero-Almenara, J., Gutiérrez-Castillo, J. J., Palacios-Rodríguez, A., & Barroso-Osuna, J. (2021). Development of the Teacher's Digital Competence Validation of DigCompEdu Check-In Questionnaire in the University Context. *Australasian Journal of Educational Technology*, 37(3), 1–12. doi:10.14742/ajet.6233
- [9] García-Peñalvo, F. J. (2023). The Perception of Artificial Intelligence in Educational Contexts after the Launch of ChatGPT: The Case of University Students. *Education in the Knowledge Society*, 24, 1–18. doi:10.14201/eks.31266
- [10] 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. doi:10.1016/j.compedu.2018.09.009
- [11] Huang, F., & Teo, T. (2021). Examining the Role of Technology-Related Policy and Constructivist Teaching Beliefs on Chinese Teachers' Technology Acceptance: A Structural Equation Modeling Study. *Educational Studies*, 47(6), 643–661. doi:10.1080/03055698.2020.1719387
- [12] **García-Martínez, I., Fernández-Batanero, J. M., Sanchiz, D. C., & Reyes-Rebollo, M. M. (2023). Using Artificial Intelligence to Predict Student Engagement in Online Learning: A Systematic Literature Review. *Journal of Computers in Education*. ** doi:10.1007/s40692-023-00275-x
- [13] Bond, M., Marin, V. I., Dolch, C., Bedenlier, S., & Zawacki-Richter, O. (2021). Digital Transformation in German Higher Education: Student and Teacher Perceptions and Usage of Digital Media. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 18(1), 1–20. doi:10.1186/s41239-021-00243-4
- [14] Kimmons, R., Graham, C. R., & West, R. E. (2020). The PICRAT Model for Technology Integration in Teacher Preparation. *Contemporary Issues in Technology and Teacher Education*, 20(1), 176–198. Obtenido de: <https://>

- citejournal.org/volume-20/issue-1-20/general/the-picrat-model-for-technology-integration-in-teacher-preparation
- [15] Salas-Pilco SZ, Yang Y, Zhang Z. Artificial Intelligence Applications in Latin American Higher Education: A Systematic Review. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*. 2022;19(1):21. doi:10.1186/s41239-022-00326-w
- [16] García-Martínez I, Fernández-Batanero JM, Fernández-Cerero J, León SP. Analysing the Impact of Artificial Intelligence and Computational Sciences on Student Performance: Systematic Review and Meta-analysis. *Journal of New Approaches in Educational Research*. 2023;12(1):171. doi:10.7821/naer.2023.1.1240
- [17] Kimmons R, Graham CR, West RE. The PICRAT Model for Technology Integration in Teacher Preparation. *Contemporary Issues in Technology and Teacher Education*. 2020;20(1):176-198. <https://citejournal.org/volume-20/issue-1-20/general/the-picrat-model-for-technology-integration-in-teacher-preparation>
- [18] Tondeur J, Scherer R, Siddiq F, Baran E. The importance of attitudes toward technology for pre-service teachers' technological, pedagogical, and content knowledge: Comparing structural equation modeling approaches. *Computers in Human Behavior*. 2020;108:106311. doi:10.1016/j.chb.2020.106311
- [19] Hinojo-Lucena FJ, Aznar-Díaz I, Cáceres-Reche MP, Trujillo-Torres JM, Romero-Rodríguez JM. Artificial Intelligence in Higher Education: A Bibliometric Review on its Impact in the Scientific Literature. *Education Sciences*. 2023;13(5):486. doi:10.3390/educsci13050486
- [20] Trust R, Whalen J. Should teachers be transparent about using artificial intelligence? *Phi Delta Kappan*. 2023;104(7):24-29. doi:10.1177/00317217231168458
- [21] Bond M, Marin VI, Dolch C, Bedenlier S, Zawacki-Richter O. Digital transformation in German higher education: student and teacher perceptions and usage of digital media. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*. 2021;18(1):1-20. doi:10.1186/s41239-021-00243-4
- [22] Davis FD. Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*. 1989;13(3):319-340. doi:10.2307/249008
- [23] Venkatesh V, Morris MG, Davis GB, Davis FD. User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*. 2003;27(3):425-478. doi:10.2307/30036540
- [24] Scherer R, Siddiq F, Tondeur J. The technology acceptance model (TAM): A meta-analytic structural equation modeling approach to explaining teachers' adoption of digital technology in education. *Computers & Education*. 2019;128:13-35. doi:10.1016/j.compedu.2018.09.009
- [25] Howard SK, Mozejko A. Teachers: technology, change and resistance. In: Henderson M, Romeo G, editors. *Teaching and Digital Technologies: Big Issues and Critical Questions*. Cambridge University Press; 2015. p. 307-317.
- [26] Celik I, Dindar M, Muukkonen H, Järvelä S. The promises and challenges of artificial intelligence for teachers: a systematic review of research. *TechTrends*. 2022;66(4):616-630. doi:10.1007/s11528-022-00715-y

- [27] Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2018). *Multivariate Data Analysis* (8th ed.). Cengage Learning.
- [28] Kline, R. B. (2023). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (5th ed.). Guilford Press.
- [29] Henseler, J., Ringle, C. M., & 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>
- [30] Creswell, J. W., & Plano Clark, V. L. (2017). *Designing and Conducting Mixed Methods Research* (3rd ed.). Sage Publications.

