

Uso de la inteligencia artificial entre profesores de educación básica superior en Ecuador

Use of artificial intelligence among teachers of higher basic education in Ecuador

Angélica Valeria Jiménez Banchón¹  , Richard Ramírez Anormaliza² 

¹Universidad Península de Santa Elena, angelica.jimenezb@educacion.gob, La Libertad, Ecuador

²Universidad Estatal de Milagro, Universidad de Guayaquil, rramireza@unemi.edu.ec, Milagro, Ecuador

Autor de correspondencia: angelica.jimenezb@educacion.gob.ec

RESUMEN

Este artículo examina la adopción de la inteligencia artificial (IA) entre los docentes de educación básica superior en Ecuador, destacando la importancia de la intención de uso, la usabilidad percibida y la utilidad esperada. Se enfatiza la necesidad de mejorar la usabilidad y comunicar la utilidad de la IA para su adopción, con implicaciones para la formación docente. El estudio utiliza un enfoque cuantitativo y modelado de ecuaciones estructurales para analizar datos de 299 docentes de un Distrito de educación, encontrando que la usabilidad percibida y la utilidad esperada influyen significativamente en la intención de usar IA. Los hallazgos sugieren que centrarse en mejorar la usabilidad y comunicar claramente los beneficios de la IA puede fomentar su adopción entre los educadores. Los temas incluyen la evolución y tendencias futuras de la IA en la educación, la integración de la tecnología en las prácticas docentes y aceptación de la tecnología por parte de los docentes, a través de modelos como el Modelo de Aceptación de Tecnología (TAM). Se destaca además la importancia de equipar a los docentes con las habilidades necesarias para integrar la tecnología en la educación, inspirados por marcos como TPACK.

Palabras claves: Inteligencia artificial, El aprendizaje, Rendimiento académico, Aceptación de la tecnología

ABSTRACT

This article examines the adoption of artificial intelligence (AI) among higher primary education teachers in Ecuador, highlighting the importance of intention to use, perceived usability, and expected usefulness. The need to improve usability and communicate the usefulness of AI for adoption is emphasized, with implications for teacher training. The study uses a quantitative approach and structural equation modeling to analyze data from 299 teachers from an education district, finding that perceived usability and expected usefulness significantly influence the intention to use AI. The findings suggest that improving usability and communicating the benefits of AI can encourage its adoption among educators. Topics include the evolution and future trends of AI in education, the integration of technology into teaching practices, and the teachers' acceptance of technology through models such as the Technology Acceptance Model (TAM). The importance of equipping teachers with the skills necessary to integrate technology

into education, inspired by frameworks such as TPACK, is also highlighted.

Key words: Artificial intelligence, Learning, Academic performance, Acceptance of technology

1. INTRODUCCIÓN

La inteligencia artificial (IA) ha emergido como una tecnología transformadora en diversos campos, incluyendo la educación (Zawacki-Richter et al., 2019)2019. En el contexto educativo, la IA tiene el potencial de revolucionar la enseñanza y el aprendizaje, ofreciendo oportunidades para personalizar la instrucción, automatizar tareas administrativas y mejorar los resultados de aprendizaje (Popenici & Kerr, 2017). A medida que la IA continúa evolucionando y se vuelve más accesible, es crucial comprender los factores que influyen en su adopción y uso por parte de los educadores.

La adopción de tecnología ha sido un tema ampliamente estudiado en la literatura, con varios modelos teóricos desarrollados para explicar y predecir el comportamiento de adopción de los usuarios. Uno de los modelos más influyentes es el Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM) propuesto por Davis (1989), que postula que la utilidad percibida y la facilidad de uso percibida son determinantes clave de la intención de uso y el uso real de una tecnología. El TAM ha sido ampliamente aplicado y extendido en diversos contextos, incluyendo la educación (Scherer et al., 2019).

Además del TAM, la literatura ha identificado otros factores que pueden influir en la adopción de tecnología por parte de los educadores. La usabilidad, definida como la medida en que un producto puede ser utilizado por usuarios específicos para lograr objetivos específicos con efectividad, eficiencia y satisfacción (ISO, 2018), ha sido reconocida como un factor crítico en la aceptación de tecnología (Teo, 2010). Los educadores son más propensos a adoptar tecnologías que sean fáciles de usar y que se integren sin problemas en sus prácticas de enseñanza existentes (Joo, 2020).

Otro factor importante es la utilidad esperada, que se refiere a la medida en que los educadores creen que una tecnología mejorará su desempeño y eficacia en el trabajo (Venkatesh et al., 2003). Los educadores están más dispuestos a adoptar tecnologías que perciben como beneficiosas para su enseñanza y para el aprendizaje de sus estudiantes (Backfisch et al., 2020). La investigación ha demostrado que la utilidad esperada es un fuerte predictor de la intención de uso de tecnología en el contexto educativo (Scherer et al., 2019).

A pesar del creciente interés en la IA en la educación, hay una escasez de investigaciones que examinen los factores que influyen en la adopción de IA por parte de los profesores, particularmente en el contexto de la educación básica superior en Ecuador. Este estudio busca abordar esta brecha en la literatura, proponiendo un modelo basado en el TAM que incorpora la usabilidad percibida y la utilidad esperada como predictores de la intención de uso y el uso real de la

IA entre los profesores de educación básica superior en Ecuador.

Los objetivos específicos de esta investigación son: (1) examinar el efecto de la usabilidad percibida y la utilidad esperada en la intención de uso de la IA; (2) investigar el impacto de la utilidad esperada en la usabilidad percibida; y (3) evaluar la relación entre la intención de uso y el uso real de la IA entre los profesores de educación básica superior en Ecuador. Los resultados de este estudio contribuirán a una mejor comprensión de los factores que impulsan la adopción de IA en la educación y proporcionarán información valiosa para el diseño de programas de capacitación docente y la implementación exitosa de tecnologías de IA en las aulas.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Esta investigación adoptó un enfoque cuantitativo y un diseño transversal (Creswell & Creswell, 2017). Se utilizó un modelo de ecuaciones estructurales basado en mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) para examinar las relaciones entre los constructos propuestos (Hair, 2017). La población objetivo para este estudio fueron los profesores de educación básica superior de un distrito en Ecuador. Se empleó un muestreo no probabilístico por conveniencia para recopilar los datos (Etikan et al., 2015). La recolección de datos se realizó mediante una encuesta en línea, y se obtuvo una muestra final de 299 profesores de un distrito de educación en una escuela de Ecuador.

Los constructos del modelo fueron medidos utilizando escalas adaptadas de estudios previos. La intención de uso (BI) y el uso real (U) se midieron con escalas adaptadas de Venkatesh et al. (2012). La usabilidad percibida (UP) se midió con una escala adaptada de Brooke (1996), mientras que la utilidad esperada (UE) se midió con una escala adaptada de Davis (1989). Todas las escalas utilizaron un formato de respuesta tipo Likert de 6 puntos, donde 1 indica “totalmente en desacuerdo” y 6 indica “totalmente de acuerdo”. Los constructos con sus respectivos indicadores se muestran en al Tabla 1.

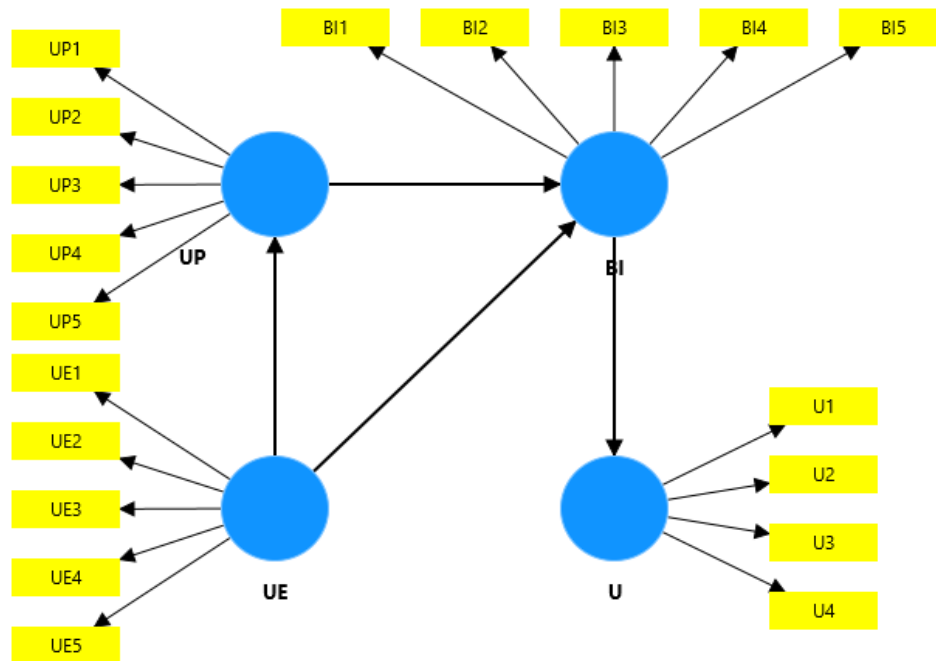
Tabla 1: Constructos e indicadores

Constructo – indicador		Fuente
Utilidad Percibida (UP):		Para la intención conductual de uso, la auto-eficacia y la ansiedad se han adaptado los propuestos por (Venkatesh et al., 2003):
UP1	El uso de IA en la educación mejora mi efectividad en la enseñanza	
UP2	El uso de la IA en la educación me resulta útil	
UP3	El uso de la IA en la educación me ahorra tiempo.	
UP4	Es útil incorporar tecnologías basadas en IA para la evaluación de mis estudiantes	
UP5	El uso de herramientas basadas en IA aumenta mis oportunidades de evaluación.	

Facilidad de Uso Percibida (EU):		Los ítems referidos a la facilidad de uso, la utilidad percibida y la intención conductual han sido adaptados de la propuesta de Davis (1989).
UE1	Aprender a usar herramientas digitales basadas en IA es fácil para mí.	
UE2	Adquirir habilidades en el uso de herramientas digitales basadas en inteligencia artificial es fácil.	
UE3	Enseñar es más fácil si la IA me ofrece herramientas digitales	
UE4	Me resulta fácil conseguir que las IA hagan lo que yo quiero que hagan.	
UE5	Los sistemas basados en IA me parecen fáciles de usar.	
Intención Conductual hacia el Uso (BI)		Grado en el que el usuario formula planes conscientes para desarrollar (o no) una conducta futura. La intención es proactiva, en el sentido que implica que el usuario se interesará en contar con esa tecnología en la vida diaria (Bedregal-Alpaca et al., 2019).
BI1	Tengo la intención de utilizar con frecuencia la inteligencia artificial para mejorar el aprendizaje en mis estudiantes.	
BI2	Tengo la intención de utilizar la inteligencia artificial en el proceso educativo.	
BI3	Tengo la intención de utilizar la inteligencia artificial y las herramientas que faciliten la enseñanza durante este trimestre y el otro.	
BI4	Tengo la intención de utilizar repetidamente herramientas digitales en el proceso educativo con la mayor frecuencia posible.	
BI5	Tengo la intención de utilizar la inteligencia artificial en mis clases y así se me facilite el proceso de evaluación de los estudiantes	
USO (U):		El uso real (U) se midieron con escalas adaptadas de Venkatesh et al. (2012).
U1	Tengo experiencia en el uso de la inteligencia artificial.	
U2	Ya he utilizado aplicaciones impulsadas por IA (chatbots, etc.).	
U3	Utilizar herramientas digitales aplicadas en el proceso de aprendizaje es una buena idea.	
U4	Es beneficioso el uso de la inteligencia artificial dentro de las aulas.	
U5	Como docente he utilizado la inteligencia artificial y me parece de fácil uso.	

Con los constructos del modelo de aceptación de la tecnología 2 (Scherer et al., 2019) y los indicadores seleccionados, se planteó el modelo de investigación presentado en la Figura 1.

Figura 1: Modelo de investigación



Los datos se analizaron utilizando el software SmartPLS 4 (Ringle et al., 2022). Se siguió el enfoque de dos pasos recomendado por Anderson & Gerbing (1988), evaluando primero el modelo de medida y luego el modelo estructural. La fiabilidad y validez del modelo de medida se evaluó mediante el examen de las cargas factoriales, la fiabilidad compuesta, la varianza extraída media (AVE) y la validez discriminante (Hair, 2017). El modelo estructural se evaluó examinando los coeficientes de ruta, los valores de R^2 , los tamaños del efecto (f^2) y la relevancia predictiva (Q^2) (Chin, 1998; Hair, 2017). Esta investigación se adhirió a los principios éticos establecidos por Ministerio de Educación del Ecuador. Se obtuvo el consentimiento informado de todos los participantes, y se garantizó el anonimato y la confidencialidad de los datos recopilados.

3. RESULTADOS

Modelo de medida

El modelo de medida fue evaluado examinando las cargas factoriales, la fiabilidad compuesta, la varianza extraída media (AVE) y la validez discriminante. Como se muestra en la Tabla 2, todas las cargas factoriales de los indicadores en sus respectivos constructos son superiores a 0.7, lo que indica una buena fiabilidad individual de los indicadores (Hair, 2017).

Tabla 2: Cargas factoriales de los indicadores en sus respectivos constructos

Indicador – constructo	Cargas externas
BI1 <- BI	0.962
BI2 <- BI	0.957
BI3 <- BI	0.966
BI4 <- BI	0.960
BI5 <- BI	0.944
U1 <- U	0.875
U2 <- U	0.857
U3 <- U	0.909
U4 <- U	0.913
UE1 <- UE	0.925
UE2 <- UE	0.947
UE3 <- UE	0.929
UE4 <- UE	0.891
UE5 <- UE	0.936
UP1 <- UP	0.920
UP2 <- UP	0.961
UP3 <- UP	0.945
UP4 <- UP	0.937
UP5 <- UP	0.892

La Tabla 3 presenta los valores de fiabilidad compuesta (ρ_c), el alfa de Cronbach y la varianza extraída media (AVE) para cada constructo. Todos los valores de fiabilidad compuesta y alfa de Cronbach superan el umbral de 0.7, lo que sugiere una buena consistencia interna (Fornell & Larcker, 1981; Nunnally & Bernstein, 1994) (Fornell & Larcker, 1981; Nunnally & Bernstein, 1994). Además, la varianza extraída media (AVE) para cada constructo es superior a 0.5, lo que indica una buena validez convergente (Bagozzi & Yi, 1988).

Tabla 3: Fiabilidad y validez de constructo

Constructo	Alfa de Cronbach	Fiabilidad compuesta (ρ_a)	Fiabilidad compuesta (ρ_c)	Varianza extraída media (AVE)
BI	0.977	0.978	0.982	0.917
U	0.913	0.931	0.938	0.791
UE	0.958	0.960	0.968	0.857
UP	0.962	0.962	0.970	0.867

La validez discriminante se evaluó mediante el criterio de Fornell & Larcker (1981). Como se muestra en la Tabla 4, la raíz cuadrada del AVE de cada constructo (valores en la diagonal) es mayor que las correlaciones con otros constructos, lo que sugiere una adecuada validez discriminante.

Tabla 4: Validez discriminante: criterio de Fornell-Larcker

Constructo	BI	U	UE	UP
BI	0.958			
U	0.834	0.889		
UE	0.822	0.833	0.926	
UP	0.846	0.810	0.840	0.931

Modelo estructural

Los resultados del modelo estructural se presentan en las Tabla 5. Todos los coeficientes de ruta son estadísticamente significativos ($p < 0.05$) y tienen una magnitud considerable (Cohen, 1988; Hair, 2017). La intención de uso (BI) tiene un efecto positivo y significativo sobre el uso real (U) ($\beta = 0.834$, $p < 0.001$). La usabilidad percibida (UP) y la utilidad esperada (UE) tienen efectos positivos y significativos sobre la intención de uso (BI) ($\beta = 0.530$ y $\beta = 0.376$, respectivamente, $p < 0.001$). La utilidad esperada (UE) tiene un efecto positivo y significativo sobre la usabilidad percibida (UP) ($\beta = 0.840$, $p < 0.001$).

Tabla 5: Coeficientes de ruta

Ruta	Muestra original (O)	Media de la muestra (M)	Desviación estándar (STDEV)	Estadísticos t (O/STDEV)	Valores p
BI -> U	0.834	0.834	0.024	34.112	0.000
UE -> BI	0.376	0.380	0.074	5.078	0.000
UE -> UP	0.840	0.840	0.022	37.364	0.000
UP -> BI	0.530	0.526	0.075	7.113	0.000

Los valores de R^2 para los constructos endógenos (BI, U y UP) se muestran en la Tabla 6, tales valores son superiores a 0.6, lo que indica un buen poder explicativo del modelo (Chin, 1998).

Tabla 6: Coeficientes de determinación (R^2)

Constructo	R cuadrado	R cuadrado ajustada
BI	0.758	0.756
U	0.695	0.694
UP	0.706	0.705

La Tabla 7 presenta los tamaños del efecto (f^2), sugieren que la intención de uso (BI) tiene un gran impacto sobre el uso real (U), y la utilidad esperada (UE) tiene un gran efecto sobre la usabilidad percibida (UP) (Cohen, 1988).

Tabla 7: Tamaño del efecto (f^2)

Ruta	f cuadrado
BI -> U	2.281
UE -> BI	0.172
UE -> UP	2.405
UP -> BI	0.341

Calidad del modelo

La calidad del modelo se evaluó mediante el índice SRMR (standardized root mean square residual) y otros índices de ajuste, como se muestra en la Tabla 8. El SRMR del modelo estimado es 0.074, lo que está ligeramente por encima del umbral de 0.08 sugerido por Hu & Bentler (1999) which includes using the maximum likelihood (ML, pero aún se considera aceptable. El NFI (normed fit index) sugiere un ajuste razonable del modelo, aunque ligeramente por debajo del umbral de 0.9 propuesto por Bentler & Bonett (1980).

Tabla 8: Resumen de índices de ajuste del modelo

Índice	Modelo saturado	Modelo estimado
SRMR	0.059	0.074
d_ ULS	0.655	1.031
d_ G	0.484	0.552
Chi-cuadrado	877.224	953.012
NFI	0.897	0.888

En resumen, los resultados indican que el modelo propuesto tiene una buena fiabilidad, validez y capacidad predictiva, según los criterios establecidos en la literatura (Bagozzi & Yi, 1988; Cohen, 1988; Fornell & Larcker, 1981; Hair, 2017; Hu & Bentler, 1999; Nunnally & Bernstein, 1994). La intención de uso de la inteligencia artificial entre los profesores de educación básica superior en Ecuador está influenciada positivamente por la usabilidad percibida y la utilidad esperada. A su vez, la utilidad esperada tiene un fuerte impacto en la usabilidad percibida. La intención de uso es un predictor significativo del uso real de la inteligencia artificial en este contexto.

Estos hallazgos tienen implicaciones importantes para la adopción y el uso efectivo de la inteligencia artificial en la educación básica superior en Ecuador. Se recomienda enfocarse en mejorar la usabilidad y comunicar claramente la utilidad esperada de estas tecnologías para fomentar su adopción entre los profesores.

4. DISCUSIÓN

Los resultados de esta investigación proporcionan un valioso conocimiento sobre los factores que influyen en la adopción y uso de la inteligencia artificial (IA) entre los profesores de educación básica superior en Ecuador. El modelo propuesto, basado en ecuaciones estructurales con PLS-SEM, demostró tener una buena fiabilidad, validez y capacidad predictiva, lo que respalda la solidez de los hallazgos. Uno de los principales resultados es la fuerte influencia de la intención de uso (BI) sobre el uso real (U) de la IA entre los profesores ($\beta = 0.834$, $p < 0.001$). Este hallazgo es consistente con la teoría del comportamiento planificado (Ajzen, 1991)1985, Ajzen, 1987 y con estudios previos que han encontrado una relación significativa entre la intención y el comportamiento real en el contexto de la adopción de tecnología (Davis, 1989; Venkatesh et al., 2003). Este resultado implica que los esfuerzos para promover el uso de la IA en la educación deben centrarse en fomentar una intención positiva entre los profesores, ya que esto se traducirá en un mayor uso real de estas tecnologías.

Además, se encontró que la usabilidad percibida (UP) y la utilidad esperada (UE) son predictores significativos de la intención de uso (BI) de la IA entre los profesores ($\beta = 0.530$ y $\beta = 0.376$, respectivamente, $p < 0.001$). Estos resultados están en línea con el modelo de aceptación tecnológica (TAM) de Davis (1989), que destaca la importancia de la facilidad de uso percibida y la utilidad percibida en la adopción de nuevas tecnologías. La influencia de la usabilidad percibida sugiere que los profesores valoran las herramientas de IA que son fáciles de usar e integrar en su práctica docente. Por otro lado, el impacto de la utilidad esperada indica que los profesores están más dispuestos a adoptar la IA cuando perciben que estas tecnologías les ayudarán a mejorar su eficacia y desempeño en el aula.

Otro hallazgo relevante es el fuerte efecto de la utilidad esperada (UE) sobre la usabilidad percibida (UP) ($\beta = 0.840$, $p < 0.001$). Este resultado sugiere que cuando los profesores perciben que la IA es útil para su trabajo, también tienden a percibirla como más fácil de usar. Esta relación ha sido observada en estudios anteriores sobre la adopción de tecnología educativa (Scherer et al., 2019) a plethora of models exist explaining influential factors and mechanisms of technology use in classrooms, one of which—the Technology Acceptance Model (TAM y destaca la importancia de comunicar claramente los beneficios y la utilidad de la IA para fomentar su adopción entre los profesores.

Los altos valores de R^2 para los constructos endógenos (BI, U y UP) indican que el modelo propuesto explica una proporción sustancial de la varianza en estos constructos. Esto sugiere que la intención de uso, la usabilidad percibida y la utilidad esperada son factores clave para entender y predecir el uso de la IA entre los profesores de educación básica superior en Ecuador. A pesar de los resultados significativos, este estudio tiene algunas limitaciones. En primer lugar, se basa en datos transversales, lo que limita la capacidad para establecer relaciones causales. Futuros estudios podrían adoptar diseños longitudinales para examinar cómo evolucionan las

percepciones y el uso de la IA a lo largo del tiempo. En segundo lugar, la investigación se centró en profesores de educación básica superior en Ecuador, por lo que la generalización de los resultados a otros contextos educativos o culturales debe realizarse con precaución.

5. CONCLUSIÓN

Este estudio ha proporcionado una comprensión detallada de los factores que influyen en la adopción de la inteligencia artificial (IA) entre los docentes de educación básica superior en Ecuador. Los hallazgos destacan la importancia de la usabilidad percibida y la utilidad esperada como predictores claves de la intención de uso y el uso real de la IA. Estos resultados son consistentes con el Modelo de Aceptación de Tecnología (TAM), subrayando la necesidad de interfaces de usuario intuitivas y la comunicación clara de los beneficios de la IA para fomentar su adopción.

Las implicaciones prácticas de este estudio son significativas. Para promover la adopción efectiva de la IA en el ámbito educativo, es esencial que los diseñadores de tecnología educativa y los responsables de políticas se centren en mejorar la usabilidad de las herramientas de IA y en comunicar de manera efectiva sus beneficios. Además, los programas de formación docente deben incorporar módulos específicos sobre el uso de la IA, basados en marcos como TPACK, que integran el conocimiento tecnológico, pedagógico y de contenido. El estudio también resalta la importancia de abordar las actitudes y percepciones de los docentes hacia la tecnología, además de los aspectos técnicos. Estrategias como la comunicación de casos de éxito y la demostración de beneficios tangibles de la IA en el aula pueden ser efectivas para aumentar la intención de uso.

A pesar de las limitaciones, como la concentración de datos en un solo distrito educativo, los resultados de este estudio ofrecen una base sólida para futuras investigaciones y para el desarrollo de políticas y programas de formación que faciliten la integración exitosa de la IA en la educación. En última instancia, al centrarse en mejorar la usabilidad y comunicar claramente los beneficios de la IA, es posible fomentar una adopción más amplia y efectiva de esta tecnología entre los educadores, contribuyendo así a la mejora de las prácticas educativas y al avance del sistema educativo en Ecuador.

REFERENCIAS

- Ahn, Doyeon, & Kwangho, L. (2022). Analysis of achievement predictive factors and predictive AI model development – Focused on blended math classes. *The Mathematical Education*, 61(2), 257-271.
- Al Rawashdeh, A. Z., Mohammed, E. Y., Al Arab, A. R., Alara, M., Al-Rawashdeh, B., & Al-Rawashdeh, B. (2021). Advantages and Disadvantages of Using e-Learning in University Education: Analyzing Students' Perspectives. *Electronic Journal of E-Learning*, 19(3), 107-117. <https://doi.org/10.34190/ejel.19.3.2168>

- Alam, T. M., Mushtaq, M., Shaukat, K., Hameed, I. A., Sarwar, M. U., & Luo, S. (2021). A Novel Method for Performance Measurement of Public Educational Institutions Using Machine Learning Models. *APPLIED SCIENCES-BASEL*, 11(19). <https://doi.org/10.3390/app11199296>
- Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1988). Structural equation modeling in practice: A review and recommended two-step approach. *Psychological Bulletin*, 103(3), 411-423. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.103.3.411>
- Amjad, S., Younas, M., Anwar, M., Shaheen, Q., Shiraz, M., & Gani, A. (2022). Data Mining Techniques to Analyze the Impact of Social Media on Academic Performance of High School Students. *WIRELESS COMMUNICATIONS & MOBILE COMPUTING*, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/9299115>
- 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)
- Arango-Serna, M. D., Branch-Bedoya, J. W., & Jiménez-Builes, J. A. (2020). *El Ágora U.S.B.*, 20(1), 190-209. <https://doi.org/10.21500/16578031.4255>
- Backfisch, I., Lachner, A., Hische, C., Loose, F., & Scheiter, K. (2020). Professional knowledge or motivation? Investigating the role of teachers' expertise on the quality of technology-enhanced lesson plans. *Learning and Instruction*, 66, 101300. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2019.101300>
- Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16(1), 74-94. <https://doi.org/10.1007/BF02723327>
- Bentler, P. M., & Bonett, D. G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, 88(3), 588-606. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.88.3.588>
- Bosch, N. (2021). Identifying supportive student factors for mindset interventions: A two-model machine learning approach. *COMPUTERS & EDUCATION*, 167. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104190>
- Botella Nicolás, A. M., & Ramos Ramos, P. (2019). Investigación-acción y aprendizaje basado en proyectos: Una revisión bibliográfica. *Perfiles Educativos*, 41(163), 109-122. <https://doi.org/10.22201/iissue.24486167e.2019.163.58923>
- Cabero Almenara, J., & Llorente Cejudo, C. (2020). La adopción de las tecnologías por las personas mayores: Aportaciones desde el modelo TAM (Technology Acceptance Model). *PUBLICACIONES*, 50(1), 141-157. <https://doi.org/10.30827/publicaciones.v50i1.8521>
- Chin, W. W. (1998). The Partial Least Squares Approach to Structural Equation Modeling. En *Modern Methods for Business Research*. Psychology Press.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed). L. Erlbaum Associates.
- Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2017). *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches*. SAGE Publications.
- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of In-

- formation Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Etikan, I., Musa, S. A., & Alkassim, R. S. (2015). Comparison of Convenience Sampling and Purposive Sampling. *American Journal of Theoretical and Applied Statistics*, 5(1), Article 1. <https://doi.org/10.11648/j.ajtas.20160501.11>
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (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>
- Freitas, P. D. S. C. D., & Sousa, C. E. B. D. (2022). *RELAÇÕES ENTRE A TEORIA DE PIAGET E A NEUROCIÊNCIA COGNITIVA NO ENSINO DE FÍSICA*. <https://doi.org/10.1590/SciELOPreprints.4378>
- García Peñalvo, F. J., Llorens-Largo, F., & Vidal, J. (2023). La nueva realidad de la educación ante los avances de la inteligencia artificial generativa. *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 27(1), 9-39. <https://doi.org/10.5944/ried.27.1.37716>
- Guerrero Salazar, C. V. (2022). Limitaciones del conectivismo en el Ecuador: Necesidades urgentes para la calidad. *Revista Científica Ciencia y Tecnología*, 22(33). <https://doi.org/10.47189/rcct.v22i33.513>
- Gutierrez-Cirlos, C., Bermudez-Gonzalez, J. L., Carrillo-Perez, D. L., Hidrogo-Montemayor, I., Martinez-Gonzalez, A., Carrillo-Esper, R., & Sanchez-Mendiola, M. (2023). Medicine and the metaverse: Current applications and future. *Gaceta medica de Mexico*, 159(4), 280-286. <https://doi.org/10.24875/GMM.M23000795>
- Hair, J. F. (Ed.). (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (Second edition). Sage.
- Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1-55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- ISO. (2018). *ISO 9241-11:2018 Ergonomics of human-system interaction Part 11: Usability: Definitions and concepts*. <https://www.iso.org/standard/63500.html>
- Joo, L. H. (2020). A Systematic Review of Artificial Intelligence Use in English Learning: Focus on Higher Education. *The Journal of Humanities and Social science*, 11(6), 2027-2042.
- Lozano Rodríguez, A., Zárate Ortiz, J. F., & Llaven Aguilar, M. I. (2018). Uso de Recursos Educativos en Línea en el nivel medio superior: Desarrollo de competencias didácticas del docente. *CPU-e, Revista de Investigación Educativa*, 26, 114-135. <https://doi.org/10.25009/cpue.v0i26.2539>
- Maia, J. de S. Z., Bueno, A. P. A., & Sato, J. R. (2023). Applications of Artificial Intelligence Models in Educational Analytics and Decision Making: A Systematic Review. *WORLD*, 4(2), 288-313. <https://doi.org/10.3390/world4020019>
- Melo, E. V. D., Mercado, L. P. L., & Melo, A. L. C. D. (2023). *TECNOLOGIAS DIGITAIS E DESENVOLVIMENTO COGNITIVO NA APRENDIZAGEM DE MATEMÁTICA: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA*. <https://doi.org/10.1590/SciELO-Preprints.6762>

- Mijwil, M. M., & Abttan, R. A. (2021). Artificial Intelligence: A Survey on Evolution and Future Trends. *Asian Journal of Applied Sciences*, 9(2). <https://doi.org/10.24203/ajas.v9i2.6589>
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric Theory* (3rd Edition). McGraw-Hill. <https://www.amazon.com/Psychometric-Theory-Jum-C-Nunnally/dp/007047849X>
- Ortega-Sánchez, D. (s. f.). *¿Cómo investigar en Didáctica de las Ciencias Sociales?*
- Pando, V. F. (2018). Tendencias didácticas de la educación virtual: Un enfoque interpretativo. *Propósitos y Representaciones*, 6(1). <https://doi.org/10.20511/pyr2018.v6n1.167>
- Párraga Mendoza, C. E., & Arteaga Briones, L. A. (2023). Estándares de la UNESCO en el uso de las TIC en los docentes de la Unidad Educativa Atahualpa. *Revista Científica Arbitrada Multidisciplinaria PENTACIENCIAS*, 5(5), 507-519. <https://doi.org/10.59169/pentaciencias.v5i5.761>
- Popenici, S. A. D., & Kerr, S. (2017). Exploring the impact of artificial intelligence on teaching and learning in higher education. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 12(1), 22. <https://doi.org/10.1186/s41039-017-0062-8>
- Ringle, C. M., Wende, S., & Becker, J. M. (2022). *SmartPLS* (4.0) [Software]. <https://www.smartpls.com/>
- Silva, J. B. D., Bilessimo, S. M. S., & Machado, L. R. (2021). INTEGRAÇÃO DE TECNOLOGIA NA EDUCAÇÃO: PROPOSTA DE MODELO PARA CAPACITAÇÃO DOCENTE INSPIRADA NO TPACK. *Educação Em Revista*, 37, e232757. <https://doi.org/10.1590/0102-4698232757>
- 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>
- Teo, T. (2010). A path analysis of pre-service teachers' attitudes to computer use: Applying and extending the technology acceptance model in an educational context. *Interactive Learning Environments*, 18(1). <https://doi.org/10.1080/10494820802231327>
- Tigse-Carreño, C. (2019). El Constructivismo, según bases teóricas de César Coll. *Revista Andina de Educación*, 2(1), 25-28. <https://doi.org/10.32719/26312816.2019.2.1.4>
- Topal, A. D., Eren, C. D., & Gecer, A. K. (2021). Chatbot application in a 5th grade science course. *EDUCATION AND INFORMATION TECHNOLOGIES*, 26(5), 6241-6265. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10627-8>
- Tsai, S.-C., Chen, C.-H., Shiao, Y.-T., Ciou, J.-S., & Wu, T.-N. (2020). Precision education with statistical learning and deep learning: A case study in Taiwan. *INTERNATIONAL JOURNAL OF EDUCATIONAL TECHNOLOGY IN HIGHER EDUCATION*, 17(1). <https://doi.org/10.1186/s41239-020-00186-2>
- Universidad Estatal del Sur de Manabí, Cisneros Caicedo, A. J., Guevara García, A. F., Universidad Estatal del Sur de Manabí, Urdánigo Cedeño, J. J., Universidad Estatal del Sur de Manabí, Garcés Bravo, J. E., & Universidad Estatal del Sur de Manabí. (2022). Técnicas e Instrumentos para la Recolección de Datos que Apoyan a la Investigación

- Científica en Tiempo de Pandemia. *Dominio de las Ciencias*, 8(1), 1165-1185. <https://doi.org/10.23857/dc.v8i1.2546>
- Varela-Ordorica, S. A., & Valenzuela-González, J. R. (2020). Uso de las tecnologías de la información y la comunicación como competencia transversal en la formación inicial de docentes. *Revista Electrónica Educare*, 24(1), 1-20. <https://doi.org/10.15359/ree.24-1.10>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). *User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View* (SSRN Scholarly Paper 3375136). <https://papers.ssrn.com/abstract=3375136>
- Wang, W., Nepal, S., Huckins, J. F., Hernandez, L., Vojdanovski, V., Mack, D., Plomp, J., Pillai, A., Obuchi, M., Dasilva, A., Murphy, E., Hedlund, E., Rogers, C., Meyer, M., & Campbell, A. (2022). First-Gen Lens: Assessing Mental Health of First-Generation Students across Their First Year at College Using Mobile Sensing. *PROCEEDINGS OF THE ACM ON INTERACTIVE MOBILE WEARABLE AND UBIQUITOUS TECHNOLOGIES-IMWUT*, 6(2). <https://doi.org/10.1145/3543194>
- Wu, W., & Plakhtii, A. (2021). E-Learning Based on Cloud Computing. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 16(10), 4. <https://doi.org/10.3991/ijet.v16i10.18579>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., 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>
- Zuloaga Cachay, J. F., Carrión-Barco, G., Chayan Coloma, A., & Figueroa Piscoya, E. N. (2022). Gestión de equipamiento computacional en aulas de innovación pedagógica. *Revista Venezolana de Gerencia*, 27(28), 815-830. <https://doi.org/10.52080/rvgluz.27.98.27>