



IA generativa en la educación superior iberoamericana: factores de adopción, desafíos regionales y oportunidades para la innovación educativa

Generative AI in Ibero-American Higher Education: Adoption Factors, Regional Challenges, and Opportunities for Educational Innovation

Agostinho Sousa Pinto*, Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto, Instituto Politécnico do Porto (Portugal) (apinto@iscap.ipp.pt) (<https://orcid.org/0000-0003-1454-030X>)
António Abreu, Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto, Instituto Politécnico do Porto (Portugal) (aabreu@iscap.ipp.pt) (<https://orcid.org/0000-0001-5958-9188>)
Manuel Pérez Cota, Universidade de Vigo (Spain) (mpcota@uvigo.gal) (<https://orcid.org/0000-0003-0471-6981>)
Jerónimo Paiva, Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto, Instituto Politécnico do Porto (Portugal) (jeronimob12@gmail.com) (<https://orcid.org/0000-0002-8300-962X>)

* Indicates the corresponding author

RESUMEN

El rápido desarrollo de herramientas de inteligencia artificial generativa (GenAI), como ChatGPT, está generando un impacto significativo en el ámbito de la educación superior en Iberoamérica. El presente estudio utiliza un método de investigación de naturaleza explicativa secuencial para contribuir al Objetivo de Desarrollo Sostenible (ODS) 4, «Educación de calidad», utilizando métodos mixtos, con el objetivo de investigar la adopción de GenAI en 17 países. Para la obtención de datos, se utilizó un cuestionario estructurado de tipo electrónico, al que respondieron 1523 estudiantes universitarios. Se realizaron también 32 entrevistas semiestructuradas a profesores provenientes de universidades privados y públicos. La investigación PLS-SEM realizada identificó que la confianza ($\beta = 0,538$) y la fácil percepción de uso ($\beta = 0,475$) tienen el poder significativo de influir en la intención de permanencia ($\beta = 0,859$) y uso eficaz. Si bien se manifestó la satisfacción del 66 % de los docentes entrevistados sobre GenAI, destacando su efecto para ahorrar tiempo e incentivar la investigación, siguen existiendo preocupaciones prioritarias. Entre los retos se incluyen las desigualdades digitales: El 47% de los entrevistados mencionó una infraestructura deficiente y el 44% señaló una brecha digital que afecta a las regiones rurales o desatendidas. Más del 40% de los participantes señalaron problemas éticos, como la desinformación, el plagio y los riesgos para la privacidad. Sin embargo, el estudio también identifica oportunidades latentes únicas, en las que la GenAI podría «superar» las barreras tradicionales para permitir el aprendizaje personalizado en aulas con pocos recursos y fomentar la innovación pedagógica. Los resultados subrayan que un enfoque único para todos es ineficaz. El estudio concluye con recomendaciones concretas para los responsables políticos y los educadores, abogando por el desarrollo de marcos éticos específicos para cada contexto, la inversión estratégica en infraestructura digital inclusiva y la creación de modelos pedagógicos adaptados a los retos y oportunidades únicos de Iberoamérica.

ABSTRACT

The rapid development of generative artificial intelligence (GenAI) tools, such as ChatGPT, is having a significant impact on higher education in Ibero-America—a region marked by profound structural inequalities—remains critically understudied. This study uses a sequential explanatory research method to contribute to Sustainable Development Goal (SDG) 4, “Quality Education,” for equitable, inclusive quality education, using mixed methods to investigate the adoption of GenAI in 17 countries. Data was collected using a structured electronic questionnaire, which was completed by 1,523 university students. Thirty-two semi-structured interviews were also conducted with professors

from private and public universities. This expansive sample is essential to capture the region's vast socio-economic, cultural, and digital diversity, ensuring findings are representative and robust beyond isolated contexts. The PLS-SEM research identified that trust ($\beta = 0.538$) and ease of use perception ($\beta = 0.475$) have a significant influence on the intention to remain ($\beta = 0.859$) and effective use. Although 66% of the teachers interviewed expressed satisfaction with GenAI, highlighting its effect in saving time and encouraging research, there are still priority concerns. Challenges include digital inequalities: 47% of those interviewed mentioned poor infrastructure and 44% pointed to a digital divide affecting rural or underserved regions. More than 40% of participants pointed to ethical issues, such as misinformation, plagiarism, and privacy risks. However, the study also identifies unique latent opportunities—where GenAI could potentially 'leapfrog' traditional barriers to enable personalized learning in under-resourced classrooms and foster pedagogical innovation. The findings underscore that a one-size-fits-all approach is ineffective. The study concludes with concrete recommendations for policymakers and educators, advocating for the development of context-specific ethical frameworks, strategic investment in inclusive digital infrastructure, and the creation of pedagogic models tailored to Ibero-America's unique challenges and opportunities.

PALABRAS CLAVE | KEYWORDS

Inteligencia artificial, GenAI, tecnologías emergentes, ChatGPT, transformación digital, educación superior. Artificial Intelligence, Generative AI, Emerging Technologies, Digital Transformation, Higher Education.

1. Introducción

Inteligencia artificial generativa (GenAI) está transformando la educación superior en todo el mundo desde el lanzamiento de ChatGPT en 2022 (Vilma et al., 2025). Si bien es cierto que estas tecnologías ofrecen evidentes beneficios, tales como una mayor eficiencia y un acceso a apoyo personalizado, también es cierto que plantean preocupaciones críticas relacionadas con la integridad académica, el uso ético, la dependencia cognitiva y la privacidad de los datos.

En Iberoamérica, la adopción de GenAI se desarrolla en un contexto de profundas disparidades regionales en infraestructura digital, preparación institucional e inclusión lingüística. Aunque países como Brasil y Chile han desarrollado herramientas localizadas, muchas universidades —particularmente en áreas rurales o desatendidas— enfrentan desafíos significativos en términos de acceso, capacitación y capacidad tecnológica (Latam-GPT, 2025; Maritaca, 2025). La mayoría de las herramientas GenAI no están optimizadas para las lenguas indígenas o de bajos recursos, lo que excluye aún más a las comunidades ya marginalizadas.

Mientras más tiempo pasa que crece el reconocimiento de la relevancia de la IA en las escuelas, menor es la investigación empírica para la implementación de GenAI en IES iberoamericanas (Essenfelder, 2024; Galdames, 2025; Saúde et al., 2024). Este estudio busca abordar esta brecha a través de los siguientes objetivos: (1) analizar el nivel de adopción y las percepciones de la IA generativa entre los estudiantes y docentes iberoamericanos; (2) identificar las barreras clave —digitales, lingüísticas, socioeconómicas e institucionales— que influyen en su implementación; y (3) proponer recomendaciones contextualizadas para la integración ética y equitativa de estas tecnologías en la región.

El presente estudio aborda esa brecha mediante un enfoque metodológico mixto, que combina las respuestas obtenidas en una encuesta suministrada a 1523 estudiantes con 32 entrevistas realizadas a docentes de 17 países. La decisión de recopilar una muestra amplia y multinacional responde a la necesidad de reflejar la extraordinaria diversidad cultural, digital y socioeconómica de la región iberoamericana, que cuenta con más de 600 millones de habitantes. Este tamaño de muestra es esencial para asegurar la potencia estadística necesaria que facilite la identificación de patrones sólidos y generalizables.

2. Revisión bibliográfica

Para comprender la adopción de estas tecnologías en el contexto único de la educación superior iberoamericana, este estudio se fundamenta en una integración de marcos teóricos consolidados. El Modelo de Aceptación de la Tecnología (TAM) ofrece la creencia fundamental de que la adopción está impulsada por la utilidad percibida (PU), es decir, el grado en que los educadores y los estudiantes creen que la GenAI puede mejorar su productividad, aprendizaje o eficacia docente, y la facilidad de uso percibida (PEOU), es decir, lo fácil que les resulta interactuar con las herramientas de IA (Davis, 1989; Parreira et al., 2018).

Sin embargo, dado que el valor de la GenAI se materializa a través de su aplicación a largo plazo, el Modelo de Continuidad de los Sistemas de Información es crucial (Bhattacharjee, 2001; Mishra et al., 2023). Va más allá de la adopción inicial para explicar el uso continuado. Postula que, tras el primer uso, la satisfacción de una persona y su posterior intención de seguir utilizando la tecnología vienen determinadas por si su experiencia confirma las expectativas iniciales de utilidad y facilidad de uso (Oliver, 1980). En el caso de la GenAI, esto significa que su continuidad depende de que demuestre constantemente su valor para tareas como la asistencia en la investigación, la creación de contenidos o el aprendizaje personalizado.

Por último, dado que las herramientas de GenAI suelen procesar datos intelectuales y personales sensibles, los conceptos de la Teoría Unificada de Aceptación y Uso de la Tecnología 2 (UTAUT2) son indispensables (Venkatesh et al., 2003; Venkatesh et al., 2012). La confianza en los resultados de la IA (su precisión, imparcialidad y ausencia de sesgos) y la seguridad percibida (la confianza en que los datos se gestionan de forma responsable y ética) no son meras cuestiones secundarias, sino condiciones fundamentales para facilitar su adopción en el ámbito de la educación superior. Sin confianza y seguridad, es probable que incluso la herramienta más útil y fácil de usar sea rechazada por las instituciones y los usuarios.

Los autores llevaron a cabo un Meta-Analytic Structural Equation Modeling (MASEM) para analizar los resultados de 61 artículos que cubren una muestra total de 21.499 participantes en 30 países que se centran en la adopción de GenAI en la educación superior (Pinto et al., 2023, 2024). El objetivo era explorar las relaciones entre las variables clave del Modelo de Aceptación de la Tecnología (TAM), centrándose en la adopción de herramientas de IA generativa. La revisión identificó sólo un número limitado de estudios

de Iberoamérica, revelando una importante laguna de investigación regional en este campo (Madden et al., 2025; Pinto et al., 2025; Singh y Paiva, 2025). La brecha en los modelos de adopción de tecnología es crucial, ya que estos modelos están determinados por contextos regionales tales como las desigualdades digitales, la diversidad de infraestructuras y los matices culturales. Esto subraya la importancia de priorizar la innovación educativa (Andocilla-Oleas et al., 2025; Cambra-Fierro et al., 2024; Ferreira et al., 2023). La GenAI representa una tecnología disruptiva que tiene el potencial de transformar las pedagogías, rediseñar los planes de estudio y agilizar los procesos administrativos. En Iberoamérica, su eficacia no solo se reflejará en las tasas de uso, sino también en su capacidad para promover una innovación contextualizada, ética e inclusiva. Nuestra contribución radica en proporcionar un modelo integral y basado en la evidencia de la adopción de la GenAI, adaptado a las realidades socioeconómicas, culturales e institucionales únicas de Iberoamérica, yendo así más allá de las teorías genéricas de adopción.

La Tabla 1 presenta los principales constructos teóricos e hipótesis que sustentan este estudio sobre la adopción y uso continuado de herramientas de Inteligencia Artificial Generativa (GenAI), combinando elementos del Modelo de Continuidad (ECM-ISC) para explicar tanto las motivaciones iniciales como los factores que influyen en el uso continuado de estas tecnologías en la educación superior (Bhattacharjee, 2001).

Constructos	Hipótesis
La percepción de utilidad (PU) es la creencia de que herramientas GenAI harán que el desempeño y la productividad mejoren.	H1: La facilidad de uso percibida tendrá un impacto positivo en la utilidad percibida.
Facilidad de uso percibida (PEOU) es la medida en la que las herramientas GenAI son fáciles de usar y manejar.	H2a: La utilidad percibida influirá positivamente en la satisfacción.
La confirmación (C) es la medida en la que se satisfacen las expectativas de los individuos que utilizan las herramientas GenAI.	H2b: La utilidad percibida influirá positivamente en la intención de continuar
Satisfacción (SA) es el nivel de satisfacción que los usuarios experimentan al manipular las herramientas GenAI.	H3a: La confirmación (C) tendrá un impacto positivo en la utilidad percibida.
Seguridad percibida (PS) es la apreciación subjetiva de un usuario del grado de seguridad y protección brindada por un sistema o entorno, en particular en cuanto a las amenazas.	H3b: La confirmación (C) tendrá un impacto positivo en la satisfacción (SA).
La confianza (TR) es una construcción psicológica y se refiere a la creencia de un sujeto en la fiabilidad, integridad y competencia de otra entidad.	H4: La satisfacción (SA) tendrá un impacto positivo en la intención de continuidad.
La Intención de Continuidad (CI) pertenece a la elección de un usuario de continuar con el uso de una tecnología, un sistema o servicio después de su inicial adopción.	H5a: La confianza aumenta la facilidad de uso percibida.
El uso (U) pertenece al uso real de una tecnología o sistema.	H5b: La confianza aumenta la Seguridad Percibida.
	H6: La Seguridad Percibida influye positivamente en la Intención de Continuidad.
	H7: La intención de continuidad tendrá un impacto positivo en el uso.

3. Metodología

Esta investigación explora la apasionante intersección entre la tecnología educativa (EdTech) y la educación superior, destacando el potencial transformador de la inteligencia artificial en la educación (AIED). Al examinar la IA generativa (GenAI), nos centramos en su adopción, impacto e integración ética dentro de las instituciones de educación superior iberoamericanas. Nuestro objetivo es impulsar la innovación pedagógica, dar forma a las políticas institucionales y abordar los retos educativos regionales, garantizando que los avances tecnológicos beneficien a todas las partes interesadas de manera reflexiva.

Metodológicamente, el estudio sigue un diseño secuencial explicativo de métodos mixtos para analizar cómo se adoptan las herramientas de IA en las universidades iberoamericanas (Coutinho, 2014). En primer lugar, aplicamos encuestas a estudiantes utilizando técnicas estadísticas avanzadas (PLS-SEM) para identificar patrones de uso. A continuación, realizamos entrevistas en profundidad a docentes para conocer sus experiencias reales con estas tecnologías. Por último, integramos ambos tipos de datos para obtener una imagen completa del fenómeno.

El estudio empleó cuestionarios en línea con escalas Likert de 5 puntos para recopilar datos cuantitativos (Abreu et al., 2015). Antes de su distribución, se realizó una prueba piloto con estudiantes, se ajustó el instrumento y se tradujo al inglés, portugués y español. Los datos se recolectaron en 2025 mediante LimeSurvey, con muestras suficientes ($n \geq 200$) según (Boomsma y Hoogland, 2001).

Para el análisis, se utilizó SmartPLS 4.0 (modelado SEM basado en PLS) method (Hair et al., 2022; Ringle et al., 2014), junto con IBM SPSS y Excel para limpieza y estadística descriptiva (Pestana y Gageiro, 2014).

El estudio analizó una muestra de 1523 estudiantes, con predominio femenino (60,5 %, N=922) frente al

masculino (39,5 %, N=601). La mayoría se encontraba en el rango de edad de 18 a 24 años (60,1 %, N=915), característico de la población universitaria tradicional, seguido por participantes de entre 25 y 34 años (21,5 %, N=328) y mayores de 35 años (14,6 %, N=223). Una pequeña parte (3,7 %, N=57) tenía menos de 18 años, lo que posiblemente incluye a estudiantes de programas preuniversitarios. La figura 1 complementa este análisis, comparando la distribución geográfica de los participantes con los datos de población. La composición de la muestra refleja las tendencias contemporáneas de participación en la educación superior.

Se realizaron entrevistas semiestructuradas a profesores de diferentes instituciones de educación superior (IES) iberoamericanas para garantizar la representatividad (Coutinho, 2014). Las entrevistas se procesaron mediante WEBQDA para la codificación digital y referencias cruzadas, siguiendo el «modelo en espiral» (Schilling, 2006; webQDA, 2024).

La investigación incluyó a 32 profesores de 17 países, con mayor representación de Brasil (N=6) y México (N=5). La distribución mostró un equilibrio de género (56 % hombres, 44 % mujeres) y predominio de instituciones privadas (47 %). Las áreas más frecuentes fueron Gestión (22 %) y Ciencias Sociales (19 %), mientras que STEM tuvo una menor representación (6 %). La mitad de los participantes eran profesores investigadores. El tamaño de la muestra alcanzó la saturación temática, sin que surgieran nuevos códigos en las entrevistas finales (Guest et al., 2006). La muestra alcanzó la saturación temática, lo que garantizó la adecuación cualitativa. La diversidad geográfica y disciplinaria ofrece una visión amplia del contexto iberoamericano.

4. Resultados

4.1. Parte I - Cuestionario

Para evaluar la normalidad, se utilizó la prueba de Kolmogorov-Smirnov (Oliveira et al., 2011), que rechazó la normalidad para todas las variables ($p < 0,05$) con tamaños de efecto sustanciales (estadístico D), apoyando los análisis no paramétricos.

Para evaluar el sesgo de método común (CMB), realizamos una prueba de factor latente común (CLF) (Podsakoff et al., 2003). Los resultados mostraron diferencias de peso de regresión estandarizadas inferiores a 0,200, lo que indica que no existe un CMB significativo en nuestros datos.

En primer lugar, la Tabla 2 presenta la carga externa individual (λ) para todas las preguntas del cuestionario. Para la investigación aplicada, cada ítem debe alcanzar una carga externa (λ) de al menos 0,7. Se eliminaron los ítems que presentaban una carga externa inferior al umbral de 0,7: TR3, U3, U5, PS5, PEOU3.

En segundo lugar, se realizó la medición de la confiabilidad de la encuesta a través del alfa de Cronbach (α) y la Fiabilidad Compuesta (CR), según análisis factorial exploratorio (Netemeyer et al., 2003). En la Tabla 4, se observa que todos los constructos principales tienen un alfa de Cronbach y una CR mayores de 0,7, limiar muy utilizado para asegurar la confiabilidad del constructo del modelo.

La Varianza Media Extraída (AVE) es la medida usando métrica con cual se emplea para manera de ver la validez con variabilidad convergente. La Tabla 2 muestra que los valores de AVE de todos los constructos son superiores al umbral recomendado de 0,5 (Fornell y Larcker, 1981). La validez discriminante de los constructos se evalúa con el criterio de Fornell-Larcker, que postula que la raíz cuadrada positiva del AVE de todos los factores es superior a la correlación más alta con cualquier otro factor (Fornell y Larcker, 1981).

Tabla 2: Análisis de validez y fiabilidad.

	CR	AVE	C	CI	PEOU	PS	PU	SA	TR	U	
C	0,917	0,918	0,734	0,857							
CI	0,919	0,919	0,740	0,769	0,860						
PEOU	0,855	0,859	0,664	0,716	0,605	0,815					
PS	0,924	0,925	0,754	0,547	0,519	0,333	0,869				
PU	0,914	0,915	0,728	0,762	0,726	0,777	0,385	0,853			
SA	0,937	0,938	0,789	0,839	0,739	0,619	0,549	0,667	0,888		
TR	0,880	0,881	0,646	0,752	0,724	0,538	0,806	0,575	0,665	0,804	
U	0,897	0,902	0,638	0,720	0,859	0,582	0,486	0,700	0,695	0,665	0,799

La multicolinealidad puede distorsionar el modelo de regresión, impidiéndonos distinguir entre los efectos individuales de las variables independientes sobre las variables dependientes debido a que dos o más variables independientes están altamente correlacionadas. El Factor de Inflación de la Varianza (VIF) mide hasta qué

punto aumenta el error estándar debido a la colinealidad. Un VIF medio de colinealidad total (AFVIF) inferior a 3,3 es ideal e indica que no hay signos de multicolinealidad.

La Tabla 3 muestra que todos los indicadores de ajuste del modelo (SRMR, d_{ULS} , d_G , Chi-cuadrado y NFI) están dentro de límites aceptables, lo que confirma que el modelo se ajusta bien a los datos. Aunque el elevado valor de Chi-cuadrado puede sugerir cierta desviación, los demás índices compensan esta variación, especialmente en muestras grandes. El NFI superior a 0,9 y el SRMR inferior a 0,08 refuerzan la calidad del modelo. Concluimos que el ajuste global es satisfactorio (Hu y Bentler, 1998; Lohmöller, 1989).

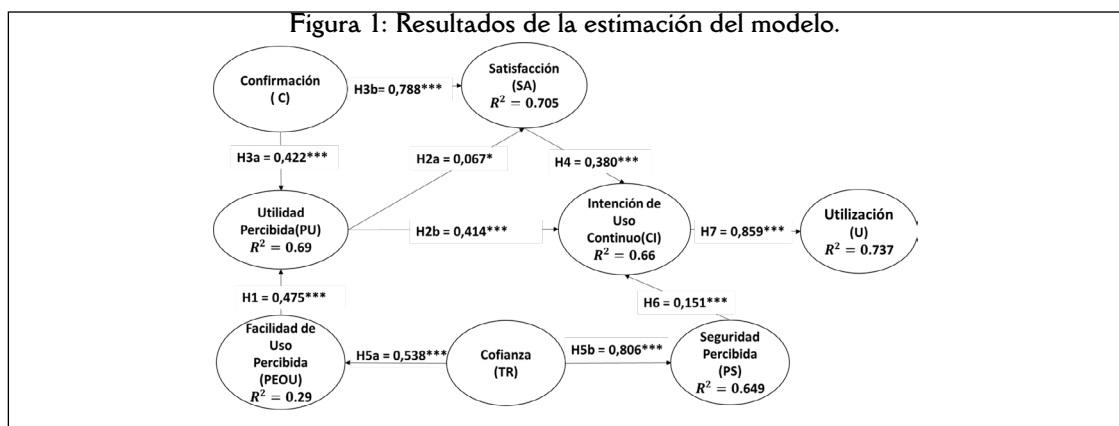
Indicadores	Modelo saturado	Modelo estimado
SRMR	0,035	0,084
d_{ULS}	0,661	3,733
d_G	0,309	0,442
Chi-square	2449,525	3295,488
NFI	0,944	0,924

Utilizando la técnica del algoritmo PLS-SEM consistente, se obtuvieron los coeficientes Path (β) y el estadístico F de Cohen (F^2) para cada hipótesis, como se muestra en la Tabla 4.

Hipótesis	β	Desviación típica (DT)	F Estadístico	p
H1 PEOU \rightarrow PU	0,475	0,041	11,544	0,000***
H2a PU \rightarrow SA	0,067	0,038	1,748	0,081*
H2b PU \rightarrow CI	0,414	0,034	12,175	0,000***
H3a C \rightarrow PU	0,422	0,040	10,467	0,000***
H3b C \rightarrow SA	0,788	0,035	22,261	0,000***
H4 SA \rightarrow CI	0,380	0,038	9,943	0,000***
H5a TR \rightarrow PEOU	0,538	0,027	19,947	0,000***
H5b TR \rightarrow PS	0,806	0,016	51,428	0,000***
H6 PS \rightarrow CI	0,151	0,026	5,858	0,000***
H7 CI \rightarrow U	0,859	0,014	59,703	0,000***

*** 99,9% de confianza, ** 95% de confianza, *90% de confianza

Los resultados del PLS-SEM muestran que la confianza (TR) tiene el mayor efecto sobre la facilidad de uso percibida (PEOU, $\beta = 0,538$) y la seguridad percibida (PS, $\beta = 0,806$), mientras que la intención de uso (CI) predice fuertemente el uso real (U, $\beta = 0,859$). Sin embargo, la utilidad percibida (PU) solo tiene un efecto marginal sobre la satisfacción (SA, $\beta = 0,067$, $p = 0,081$), lo que sugiere que la facilidad de uso y la confianza son factores más determinantes que la utilidad en este contexto. Figura 1 presenta el modelo estructural generado en SmartPLS.



4.2. Parte II – Entrevistas

La presente tabla 5 en Apéndice sintetiza los resultados del análisis de contenido realizado a las entrevistas aplicadas a docentes de instituciones de educación superior en Iberoamérica (N=32), en relación con su experiencia en el uso de herramientas de inteligencia artificial en el ámbito educativo.

La mayoría de los docentes (66 %, N=21) manifestaron un alto grado de satisfacción con su experiencia. La respuesta positiva obtenida indica una actitud favorable hacia el tema de la investigación por parte de la mayoría de los sujetos encuestados. Una proporción menor, aunque significativa (28 %, N=9), manifestó una actitud ambivalente hacia sus vivencias. Los docentes mostraron actitudes indecisas o ambivalentes, por lo que se infiere la existencia de percepciones divergentes en cuanto a la satisfacción. El mencionado resultado marca la necesidad de estudios más exhaustivos para comprender las dinámicas subyacentes con mayor profundidad. Finalmente, apenas una mínima parte de los docentes (6 %, N=2) manifestó insatisfacción.

La mayoría de los docentes (63 %, N=20) consideraban que el sistema o proceso era fácil de usar, lo que indica que, en general, los usuarios tenían una experiencia positiva con la interfaz o la funcionalidad. Solo 22% de los participantes (N=7) consideraron que el sistema no era fácil de usar. Este punto de vista minoritario pone de manifiesto problemas específicos de usabilidad que pueden requerir atención para mejorar la experiencia general del usuario.

Tabla 5: Análisis de Contenido de Entrevistas.			
Categoría	n	%	Códigos
Satisfacción			
Satisfechos	21	66%	PIA4-8, PIA10, PIA13-16, PIA18, PIA21-23, PIA27-31, PIA30, PIA32
Ambivalentes	9	28%	PIA1-3, PIA9, PIA17, PIA19-20, PIA24, PIA29, PIA31
No satisfechos	2	6%	PIA10, PIA22
Facilidad de Uso			
Fácil de usar	20	63%	PIA1, PIA4, PIA8-10, PIA13-16, PIA18, PIA20-21, PIA23-24, PIA27-32, PIA30
Moderadamente fácil	5	16%	PIA3, PIA19, PIA22, PIA23, PIA26, PIA30, PIA32
No fácil de usar	7	22%	PIA2, PIA5-7, PIA17, PIA32
Beneficios Principales			
Mejor rendimiento	19	59%	PIA1,5-8,10,14-16,18,20-21,23,25-26,30-31,32
Ahorro tiempo/esfuerzo	19	59%	PIA1,3,6-8,10,14-15,18,20-21,23,25-26,29-32
Análisis de grandes datos	9	28%	PIA4,9-10,14-15,18,21,23,27,30
Automatización	9	28%	PIA3,7-9,14,16,20-21,25,30,31
Riesgos/Preocupaciones			
Brecha digital	14	44%	PIA2-9,16-17,20,22,27,29,31
Falta de habilidades	15	47%	PIA2,4-7,9-10,16-18,21,24,27,30-32
Preocupaciones éticas	13	41%	PIA2-3,5-6,8-9,18,22,24,27,30,32
Usos Principales			
Creación de contenido	14	44%	PIA3-5,7-9,13,18,20-21,23-24,28,32
Asistencia investigación	16	50%	PIA6-9,13-16,18,21-22,25,27-28,30
Resumen de textos	11	34%	PIA3,8,13,16,18,21,23-24,27-28,30

A partir de las entrevistas se obtuvieron cinco beneficios, de los cuales la mejora del rendimiento y el ahorro de tiempo y esfuerzo aparecieron en el 59% de las respuestas. Casi un tercio de los respondientes mencionaron el análisis de datos a gran escala y la automatización de tareas como ventajas relevantes. La mejora de las capacidades analíticas, aunque fue mencionada por un grupo más pequeño, igualmente relevante, alcanzó el 16%. De estos datos puede deducirse que la solución se centra en brindar ventajas competitivas por eficiencia, en términos de un aumento del rendimiento, ahorro de tiempo y automatización, y al mismo tiempo, respalda la analítica de la organización mediante la mejora de la capacidad analítica y el big data. PIA25 ejemplificó “las tareas de 30 minutos ahora llevan 5 minutos” y PIA10 reportó que “el trabajo de 3 horas lo hace en 20 minutos”.

Los riesgos más destacados incluyen la falta de habilidades digitales (47%), los sistemas tecnológicos inadecuados (47%), la dependencia desmedida de aplicaciones de IA (47%) así como la falta de regulaciones sobre la IA (47%). Estos datos destacan la necesidad de mejorar las condiciones técnicas y de formación en la educación para la incorporación responsable y efectiva de la IA.

Otros problemas de importancia incluyen: plagio en las IA (41%) y ética, problemas de lógica: deterioro cognitivo, desinformación, y errores de IA (41%), los cuales muestran que las personas son muy sensibles sobre los riesgos cognitivos y éticos relacionados con la IA.

El 44% de los encuestados identificó la brecha digital, que se centra en la falta de acceso. También, un 34% se mostró preocupado por el sesgo algorítmico y la discriminación.

Finalmente, igualmente existió inquietud con la privacidad de los datos (25%), las alucinaciones de la IA (28%), la oposición del personal docente (25%) y los retos lingüísticos (25%), lo que sugiere tanto problemas y limitaciones de carácter técnico y humano de la IA en la educación.

El análisis de las entrevistas reveló distintas pautas de uso de las herramientas entre los participantes. La ayuda a la investigación fue la aplicación predominante (50% de los encuestados), seguida de cerca por la creación de contenidos (44%) y el resumen de textos (34%). Se observaron tasas de adopción medias (19-28%) para el parafraseo, la corrección de textos, la detección de plagios, la lluvia de ideas y las tareas administrativas, lo que sugiere que se trata de casos de uso secundarios pero significativos. Cabe destacar que las funciones más especializadas, como la traducción (16%) y la evaluación académica (16%), tuvieron una menor aceptación, mientras que los avatares de IA siguieron siendo una función marginal con sólo un 6% de adopción.

Estos resultados sugieren que los usuarios aprovechan la herramienta principalmente para funciones básicas de productividad relacionadas con la investigación y la generación de contenidos, mientras que las funciones avanzadas o experimentales tienen un uso limitado. Otra aplicación incipiente de las herramientas GenAI es la creación de avatares de IA. Por ejemplo, en la UNAM se está utilizando la IA en México para crear avatares de personas desaparecidas (PIA7). En España, en la Universidad de Alicante, los estudiantes de historia se enfrentan al reto de desarrollar personalidades chatbot que representen a personajes históricos como Cristóbal Colón (PIA31).

5. Discusión

5.1. Brecha digital multidimensional en Iberoamérica

Iberoamérica se enfrenta a una brecha digital multidimensional, en la que factores geográficos, económicos, generacionales y de infraestructura -documentados en entrevistas y cuestionarios- se entrecruzan para profundizar disparidades críticas. La brecha digital en Iberoamérica —revelada en entrevistas— muestra cuatro caras: geográfica (zonas remotas desconectadas), económica (IA inaccesible para pobres), generacional (resistencia docente) e institucional (élites vs. población).

La compleja geografía de América Latina -desde los Andes hasta el Amazonas- limita seriamente la infraestructura digital, dejando a muchas comunidades remotas sin Internet ni electricidad fiables. Las universidades de gran altitud en Bolivia y la densa brecha del Darién ilustran cómo estas condiciones dificultan el acceso a tecnologías avanzadas como la IA. Las diferencias digitales en la zona son claras: Chile va primero con un 94% de llegada a la red y 265 Mbps, después Brasil (84%, 159 Mbps) y Colombia (77%, 135 Mbps) (Ookla, 2025). Viendo a España y Portugal -los dos con más del 90% de campo y modos más altos de 190 Mbps-, el hueco de unión en América Latina sigue siendo un gran lío. Al revés, la internet en América Central es más lenta, con países como Guatemala y Honduras alcanzando solo un 55% de cobertura y velocidades de 50 Mbps, muy por debajo del promedio global

La persistente inconsistencia en el suministro de electricidad continúa siendo un desafío significativo para la inclusión digital en América Latina. Mientras que algunos países mantienen redes estables, otros -como Venezuela y partes de América Central- se enfrentan a apagones crónicos debido al deterioro de las infraestructuras, los riesgos climáticos y los fallos de gobernanza. Los entrevistados venezolanos (PIA12-13) informaron de apagones frecuentes que interrumpen el acceso a Internet y dificultan la educación y la adopción de tecnología.

América Latina, la región más desigual del mundo, refleja fuertes contrastes: las universidades de élite brindan acceso a recursos de IA de vanguardia mientras que en el caso de muchas universidades públicas, estas ni siquiera tienen acceso a la infraestructura digital más básica. Esta disparidad electrifica la concentración urbana, inudando a las urbes pudientes de recursos, mientras que a las localidades periféricas las deja en la total bobería. Como señaló un profesor de UNITEC (Honduras), “es una universidad privada, lo cual es un privilegio. Los estudiantes tienen todos los recursos, a diferencia del resto del país” (PIA6).

Estas brechas estructurales se ven agravadas por las diferencias generacionales y de competencias. Los estudiantes más jóvenes -especialmente los millennials y la Generación Z- adoptan con facilidad

herramientas como ChatGPT, mientras que muchos profesores de más edad se muestran reticentes o se sienten amenazados, como ocurrió en el pasado con el auge de Internet en la década de 1990 (PIA8). Sin embargo, como observó un profesor argentino, la barrera más importante puede no ser la edad o los ingresos, sino la competencia digital: la brecha entre usuarios cualificados y no cualificados. Aunque herramientas como ChatGPT simplifican la interacción con la IA (PIA32), el acceso por sí solo no basta si no se dispone de las habilidades necesarias para utilizarlas de forma significativa.

La suscripción mensual de 25 USD a herramientas avanzadas de IA como ChatGPT representa una carga económica significativa en Iberoamérica, con variaciones notables según el país. En Nicaragua, equivale al 9,5 % del salario medio, y supera el 6 % en Paraguay, Colombia y Perú, lo que supone una presión considerable para usuarios de ingresos bajos. En casos extremos como Venezuela y Cuba, el acceso es prácticamente prohibitivo. En contraste, países como Uruguay (2,5%), Costa Rica (2,6%) y Panamá (3,1%) enfrentan menores barreras. Según un académico cubano (PIA26), modelos de acceso abierto como DeepSeek podrían reducir estas desigualdades y alinearse mejor con los objetivos educativos regionales.

5.2. La IA y el olvido de las lenguas indígenas

Aunque el español y el portugués son los idiomas más hablados en Iberoamérica, las herramientas comerciales de IA no soportan adecuadamente las lenguas indígenas habladas por 30-40 millones de personas (Statista, 2018). La exclusión de las lenguas indígenas -como el guaraní (Paraguay), el quechua (región andina) y las lenguas mayas (México, Guatemala)- amenaza la preservación lingüística. Por ejemplo, en Paraguay, donde el 49% habla guaraní, se manifiesta claramente esta dificultad (Agüero-Torales et al., 2023; Carvalho, 2023).

La integración de las lenguas indígenas en las herramientas de IA también está plagada de dificultades, como se ha visto en el caso del maya yucateco. Un profesor mexicano de la Universidad de Quintana Roo describió cómo la IA escribe la lengua, pero con importantes errores ortográficos. “Abusa de los apóstrofes para marcar. La IA escribe todo junto, que no es la forma correcta. Carece de acentos. La gente puede entenderlo, pero no es perfecto”. (PIA8). Esto contradice el principio de “no dejar a nadie atrás” de la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible y exige un esfuerzo deliberado para desarrollar IA localmente relevante y culturalmente sensible (Keith y Waldron, 2024). La solución requiere una colaboración tripartita entre comunidades indígenas, lingüistas e ingenieros para crear datasets representativos y modelos algorítmicos inclusivos.

5.3. Cuestiones de privacidad y de confianza institucional

Algunos entrevistados expresaron su preocupación por la vigilancia impulsada por la IA (por ejemplo, el reconocimiento facial), reconociendo sus beneficios para la seguridad pública pero advirtiendo de los riesgos de la vigilancia masiva. Como señaló uno de ellos, “la regulación y la transparencia adecuadas son esenciales para garantizar que la IA se utiliza de forma ética y no vulnera los derechos humanos”. La soberanía de los datos surgió como una cuestión crítica. Un encuestado brasileño lo expresó con crudeza: “Brasil es un Estado soberano. No tenemos soberanía de datos, y somos una nación techno-dependiente”. (PIA16).

La preocupación por la soberanía de datos es un hallazgo crucial. Refleja la creciente conciencia de que los datos son un recurso estratégico y que la dependencia de plataformas y servidores extranjeros implica una pérdida de autonomía y potenciales riesgos geopolíticos. Esto resuena con debates globales sobre gobernanza de datos y el surgimiento de marcos de soberanía digital en la UE y otras regiones, sugiriendo la urgente necesidad de que los países iberoamericanos desarrollen políticas y infraestructuras de datos soberanas.

Esta dependencia se manifiesta en varias dimensiones críticas. A nivel de infraestructura, la mayor parte de los datos procedentes de la región —incluida la información gubernamental, académica y ciudadana— reside en servidores y plataformas en la nube controlados por empresas tecnológicas multinacionales (en particular, Amazon Web Services, Microsoft Azure y Google Cloud) (Riofrancos, 2020). Sus principales centros de datos se encuentran predominantemente fuera de los territorios iberoamericanos, lo que somete estos datos a marcos jurídicos extranjeros, como la Ley CLOUD de los Estados Unidos. Más allá de las preocupaciones inmediatas en materia de seguridad, esta dependencia tecnológica fomenta un patrón de extractivismo digital en el que las empresas multinacionales se benefician de los datos locales sin realizar las inversiones correspondientes en la capacidad tecnológica nacional. En última instancia, esta dinámica limita la independencia estratégica de la región y socava su competitividad económica a largo plazo.

5.4. Recomendaciones para la integración de la IA en la educación superior iberoamericana

La integración de la inteligencia artificial en los sistemas educativos de América Latina representa un momento crítico para el desarrollo regional, que requiere enfoques coordinados que prioricen la transformación pedagógica por encima de la adopción tecnológica. Este documento propone un marco multidimensional para abordar los complejos retos que plantea la implementación de la IA en la educación, con especial énfasis en la superación de las barreras estructurales y el aprovechamiento de las fortalezas regionales.

Recomendamos establecer una Iniciativa Panamericana para el Desarrollo Docente centrada en la integración pedagógica de la IA. Esta iniciativa debe trascender la formación tecnológica convencional mediante la incorporación de la pedagogía digital crítica en los programas de desarrollo profesional, lo que permitirá a los educadores aprovechar la IA como una herramienta para mejorar, en lugar de sustituir, la enseñanza humana (UNESCO, 2024).

Al mismo tiempo, abogamos por la integración sistemática de las competencias en materia de alfabetización en IA en los planes de estudios nacionales, desde la enseñanza primaria hasta la terciaria. El desarrollo de los planes de estudio debe aprovechar los recursos regionales existentes, como la plataforma AprendeIA de Colombia, al tiempo que se garantiza la adaptación lingüística y cultural a los contextos locales.

La innovación regulatoria representa un componente crucial de la integración responsable de la IA. Proponemos establecer entornos educativos de IA que permitan realizar pruebas controladas de tecnologías emergentes dentro de marcos normativos temporales. Estos espacios experimentales permitirían a los educadores, investigadores y responsables políticos evaluar de forma colaborativa la eficacia, las implicaciones éticas y las garantías de privacidad de las aplicaciones educativas de IA en contextos latinoamericanos auténticos antes de ampliar las intervenciones exitosas.

La implementación de este marco integral requiere la cooperación multilateral a través de las estructuras regionales existentes, incluidos los grupos de trabajo sobre educación de la Alianza del Pacífico y el Mercosur. Al adoptar un enfoque coordinado para la integración de la IA, las naciones latinoamericanas pueden desarrollar ecosistemas educativos que reflejen los valores regionales, aborden desafíos específicos de desarrollo y posicionen a la región como un contribuyente activo a la gobernanza global de la IA, en lugar de un receptor pasivo de tecnologías desarrolladas externamente.

6. Conclusiones

Este estudio examina cómo se está implementando la IA Generativa (GenAI) en las universidades de Iberoamérica, utilizando una combinación de métodos en 17 naciones. Los hallazgos del análisis PLS-SEM (N=1523) mostraron que la confianza ($\beta = 0,538$) y lo fácil que parece usarla ($\beta = 0,475$) son los factores que mejor predicen si se tiene la intención de seguir usándola ($\beta = 0,859$), lo cual a su vez influye mucho en su uso real. Aunque la utilidad que se le ve solo tuvo un impacto mínimo en la satisfacción ($\beta = 0,067$, $p = 0,081$), el hecho de que cumpla con lo esperado afectó de manera importante tanto la satisfacción ($\beta = 0,788$) como la utilidad percibida ($\beta = 0,422$).

Los datos cualitativos reafirmaron estas ideas: El 66% de los docentes estaban contentos con GenAI, enfatizando el ahorro de tiempo y la ayuda a la investigación. A pesar de esto, problemas como la falta de recursos, la diferencia digital y la barrera del idioma fueron bastante notorias en las zonas andina, centroamericana y caribeña. Los países ibéricos mostraron más pruebas, pero también diferencias de edad. Estos datos dan a entender que el uso de GenAI en Iberoamérica está avanzando, pero de forma dispareja. Para asegurar una integración justa, las normas deben considerar la estructura local, la variedad de idiomas y la preparación de las instituciones.

Las limitaciones del estudio se relacionan con la generalizabilidad de las muestras y los posibles sesgos culturales, ya que es posible que los datos no reflejen plenamente la dinámica socioeconómica, lingüística e institucional de los países iberoamericanos. Aunque útiles, las entrevistas pueden introducir subjetividad debido a respuestas inexactas o influencias culturales en la forma de expresar las actitudes hacia la IA.

Las investigaciones futuras deberían incluir análisis subregionales y específicos de cada país, datos longitudinales y una mayor representación de los campus rurales y de los grupos infrarrepresentados. Los enfoques de métodos mixtos, como las observaciones en el aula o los estudios etnográficos, podrían captar mejor las interacciones de la IA en tiempo real.

Apoyos

Los autores desean agradecer al ISCAP-IPP por el apoyo institucional y al CEOS.PP por su respaldo a esta investigación. Este trabajo fue apoyado por la Fundação para a Ciência e a Tecnologia (FCT), Portugal, a través de la financiación del proyecto UIDB/04007/2020 (CEOS.PP)

Referencias

- Abreu, A., Rocha, Á. y Cota, M. P. (2015). Caderneta Eletrónica no Processo Ensino-Aprendizagem: Visão de Professores e Pais de alunos do ensino Básico e Secundário. *RISTI-Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação*, (16), 108-128. <https://doi.org/10.17013/RISTI.16.108-128>
- Agüero-Torales, M. M., López-Herrera, A. G. y Vilares, D. (2023). Multidimensional Affective Analysis for Low-Resource Languages: A Use Case with Guarani-Spanish Code-Switching Language. *Cognitive Computation*, 15(4), 1391-1406. <https://doi.org/10.1007/s12559-023-10165-0>
- Andocilla-Oleas, I., Mayorga-Jácome, T. y Perez-Cargua, M. (2025). Analysis of Literacy in Artificial Intelligence in Education: An Approach from Teaching. En A. Abreu, J. V. Carvalho, A. Mesquita, A. Sousa Pinto, y M. Mendonça Teixeira (Eds.), *Perspectives and Trends in Education and Technology* (pp. 145-153). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-78155-1_14
- Bhattacharjee, A. (2001). Understanding Information Systems Continuance: An Expectation-Confirmation Model. *MIS Quarterly*, 13(3), 351-370. <https://doi.org/10.2307/3250921>
- Boomsma, A. y Hoogland, J. J. (2001). The Robustness of LISREL Modeling Revisited. En R. Cudeck, S. du Toit, y D. Sörbom (Eds.), *Structural Equation Models: Present and Future. A Festschrift in Honor of Karl Jöreskog* (pp. 139-168). Scientific Software International. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:17339260>
- Cambra-Fierro, J. J., Blasco, M. F., López-Pérez, M.-E. E. y Trifu, A. (2024). ChatGPT adoption and its influence on faculty well-being: An empirical research in higher education. *Education and Information Technologies*, 30(2), 1517-1538. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12871-0>
- Carvalho, P. E. A. (2023). Explorando os potenciais e enfrentando os desafios para o uso do chatgpt em sala de aula: Desafios históricos e pedagógicos. *Convergências: estudos em Humanidades Digitais*, 1(2), 210-226. <https://doi.org/10.59616/cehd.v1i2.246>
- Coutinho, C. P. (2014). *Metodologia de investigação em ciências sociais e humanas*. Leya.
- 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>
- Essenfelder, R. (2024). Boas notícias, más opiniões: a cobertura de imprensa sobre o ChatGPT em Portugal. *Comunicação & Inovação*, 25, e20249691. https://www.seer.uscs.edu.br/index.php/revista_comunicacao_inovacao/article/view/9691
- Ferreira, H. M., Pinto, A. S., da Costa Leonídio, U. y Afonso, G. (2023). Interpreting the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology from the Perspective of Teachers of Higher Education Institutions in Brazil. En A. Mesquita, A. Abreu, J. V. Carvalho, y C. H. P. de Mello (Eds.), *Perspectives and Trends in Education and Technology* (pp. 843-855). Springer Nature Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-19-6585-2_75
- Fornell, C. y 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/10.1177/002224378101800104>
- Galdames, I. S. (2025). Impact of Artificial Intelligence on Higher Education: A Literature Review. En A. Abreu, J. V. Carvalho, A. Mesquita, A. Sousa Pinto, y M. Mendonça Teixeira (Eds.), *Perspectives and Trends in Education and Technology* (pp. 373-392). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-78155-1_35
- Guest, G., Bunce, A. y Johnson, L. (2006). How Many Interviews Are Enough?: An Experiment with Data Saturation and Variability. *Field Methods*, 18(1), 59-82. <https://doi.org/10.1177/1525822X05279903>
- Hair, J., Hult, G. T. M., Ringle, C. y Sarstedt, M. (2022). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* (2.ª ed.). Sage.
- Hu, L.-t. y Bentler, P. M. (1998). Fit indices in covariance structure modeling: Sensitivity to underparameterized model misspecification. *Psychological Methods*, 3(4), 424-453. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.3.4.424>
- Keith, L. R. y Waldron, L. (2024). AI-Driven Educational Paradigm for Sustainable Development Goal 4: A Caribbean Perspective. *The UWI Quality Education Forum*, (28), 151-171. <https://journals.sta.uwi.edu/ojs/index.php/qef/article/view/9343>
- Latam-GPT. (2025). *Latam-GPT*. <https://www.latamgpt.org/en>
- Lohmöller, J.-B. (1989). Basic Principles of Model Building. En J.-B. Lohmöller (Ed.), *Latent Variable Path Modeling with Partial Least Squares* (pp. 13-26). Physica-Verlag HD. https://doi.org/10.1007/978-3-642-52512-4_1
- Madden, O., Paiva, J., Prince, A., Higgs, R. y Stennett, K. (2025). IA Generativa e o Futuro Papel e Profissionalização dos Professores de Línguas Estrangeiras: Perspetivas das Caraíbas. <https://www.researchgate.net/profile/Jeronimo-Paiva/publication/398860298>
- Maritaca. (2025). *Maritaca AI: IA Brasileira com Foco em LLM para Português | Maritalk*. <https://www.maritaca.ai>
- Mishra, A., Shukla, A., Rana, N. P., Currie, W. L. y Dwivedi, Y. K. (2023). Re-examining post-acceptance model of information systems continuance: A revised theoretical model using MASEM approach. *International Journal of Information Management*, 68, 102571. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2022.102571>
- Netemeyer, R. G., Bearden, W. O. y Sharma, S. (2003). *Scaling Procedures: Issues and Applications*. Sage Publications. <https://doi.org/10.4135/9781412985772>
- Oliveira, M. M., Santos, L. D. y Fortuna, N. (2011). *Econometria*. Escolar Editora. <https://escolareditora.com/livro/128696>
- Oliver, R. L. (1980). A Cognitive Model of the Antecedents and Consequences of Satisfaction Decisions. *Journal of Marketing Research*, 17(4), 460-469. <https://doi.org/10.1177/002224378001700405>

- Ookla. (2025). *Speedtest Global Index – Internet Speed around the world*. <https://www.speedtest.net/global-index>
- Parreira, P., Proença, S., Sousa, L. B. y Mónico, L. (2018). Technology Acceptance Model (TAM): Modelos percursores e modelos evolutivos. En P. Parreira, L. Alves, L. Mónico, J. H. Sampaio, y T. Paiva (Eds.), *Competências empreendedoras no Ensino Superior Politécnico: Motivos, influências, serviços de apoio e educação* (pp. 143-166). Instituto Politécnico da Guarda. <https://www.researchgate.net/publication/327285963>
- Pestana, M. H. y Gageiro, J. N. (2014). Análise de dados para ciências sociais: a complementaridade do SPSS 6^a Edição Revista, Atualizada E Aumentada Maria Helena Pestana João Nunes Gageiro. <https://doi.org/10.13140/2.1.2491.7284>
- Pinto, A. S., Abreu, A., Carvalho, J. V., Carvalho, M., Martins, S. y Paiva, J. (2025). The Technology Acceptance Model (TAM): A Meta-Analytic Structural Equation Modeling (MASEM) Approach to Explaining the Adoption of GenAI Tools in Higher Education. En J. V. Carvalho, A. Abreu, M. Silva, E. Ferreira da Costa, y J. A. F. Costa (Eds.), *Perspectives and Trends in Education and Technology, Volume 2* (pp. 470-480). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-032-09080-5_46
- Pinto, A. S., Abreu, A., Costa, E. y Paiva, J. (2023). How Machine Learning (ML) is Transforming Higher Education: A Systematic Literature Review. *Journal of Information Systems Engineering and Management*, 8(2), 21168. <https://doi.org/10.55267/iadt.07.13227>
- Pinto, A. S., Abreu, A., Costa, E. y Paiva, J. (2024). AI in Accounting: Can AI Models Like ChatGPT and Gemini Successfully Pass the Portuguese Chartered Accountant Exam? En A. Abreu, J. V. Carvalho, A. Mesquita, A. Sousa Pinto, y M. Mendonça Teixeira (Eds.), *Perspectives and Trends in Education and Technology* (pp. 429-438). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-78155-1_40
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J.-Y. y Podsakoff, N. P. (2003). Common Method Biases in Behavioral Research: A Critical Review of the Literature and Recommended Remedies. *Journal of Applied Psychology*, 88(5), 879-903. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.88.5.879>
- Ringle, C. M., Da Silva, D. y de Souza Bido, D. (2014). Modelagem de equações estruturais com utilização do SmartPLS. *ReMark - Revista Brasileira De Marketing*, 13(2), 56-73. <https://doi.org/10.5585/remark.v13i2.2717>
- Riofrancos, T. (2020, November 11). Extractivism and Extractivismo. *Global South Studies*. <https://www.globalsouthstudies.org/keyword-essay/extractivism-and-extractivismo>
- Saúde, S., Barros, J. P. y Almeida, I. (2024). Impacts of Generative Artificial Intelligence in Higher Education: Research Trends and Students' Perceptions. *Social Sciences*, 13(8), 410. <https://doi.org/10.3390/socsci13080410>
- Schilling, J. (2006). On the Pragmatics of Qualitative Assessment. *European Journal of Psychological Assessment*, 22(1), 28-37. <https://doi.org/10.1027/1015-5759.22.1.28>
- Singh, S. y Paiva, J. (2025). The role of AI characteristics and their influence on higher education students' continuance intention to use GenAI tools. *Information Discovery and Delivery*. <https://doi.org/10.1108/idd-03-2025-0060>
- Statista. (2018). *Share of indigenous or native language speakers in Latin America in 2018*. Statista. <https://www.statista.com/statistics/1058273/latin-america-share-indigenous-language-speakers-country>
- UNESCO. (2024). *Global education monitoring report, 2024/5, Leadership in education: lead for learning*. United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. <https://doi.org/10.54676/EFLH5184>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B. y Davis, F. D. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Venkatesh, V., Thong, J. Y. y Xu, X. (2012). Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. *MIS Quarterly*, 36(1), 157-178. <https://doi.org/10.2307/41410412>
- Vilma, G.-G., Oswaldo, D. W., Kenia, C.-V., Martha, C.-Q., Mónica, L.-D., Roberth, P.-M. y Daniela, L. L. (2025). Artificial Intelligence in Higher Educational Practice. Perspectives of Teacher and Students. En A. Abreu, J. V. Carvalho, A. Mesquita, A. Sousa Pinto, y M. Mendonça Teixeira (Eds.), *Perspectives and Trends in Education and Technology* (pp. 439-450). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-78155-1_41
- webQDA. (2024). *WebQDA – Qualitative Data Analysis Software*. <https://www.webqda.net>