

Artículo de Investigación

Impacto de la inteligencia artificial y realidad virtual como herramientas de aprendizaje en la educación superior

Impact of artificial intelligence and virtual reality as learning tools in higher education

Geovanny Francisco Ruiz Muñoz: Universidad de Guayaquil, Ecuador.
geovanny.ruizm@ug.edu.ec

Fecha de Recepción: 02/09/2025

Fecha de Aceptación: 03/10/2025

Fecha de Publicación: 08/10/2025

Cómo citar el artículo

Ruiz Muñoz, G. F. (2026). Impacto de la inteligencia artificial y realidad virtual como herramientas de aprendizaje en la educación superior [Impact of artificial intelligence and virtual reality as learning tools in higher education]. *European Public & Social Innovation Review*, 11, 01-18. <https://doi.org/10.31637/epsir-2026-1628>

Resumen

Introducción: Este estudio examina el impacto de la inteligencia artificial (IA) y la realidad virtual (RV) como herramientas de aprendizaje en la educación superior, enfocándose en la Universidad de Guayaquil. **Metodología:** Se utilizó un enfoque cuantitativo con un diseño transversal descriptivo-correlacional con una muestra estratificada de 400 participantes de seis facultades. Se aplicó un cuestionario estructurado y se realizaron análisis descriptivos, factoriales y de regresión múltiple. **Resultados:** Se encontró una brecha generacional significativa en la familiaridad con IA y RV. La percepción de utilidad fue generalmente positiva, con diferencias entre estudiantes y docentes. Se identificaron desafíos clave, como la falta de infraestructura y la necesidad de capacitación. **Discusión:** Los hallazgos respaldan teorías sobre el potencial transformador de la IA y la RV en la educación superior, al tiempo que subrayan la importancia de abordar desafíos pedagógicos y organizacionales. **Conclusiones:** El estudio proporciona una base para la implementación efectiva de la IA y la RV en la educación superior, enfatizando la necesidad de un enfoque holístico que aborde aspectos tecnológicos, pedagógicos y éticos.

Palabras clave: inteligencia artificial; realidad virtual; educación superior; tecnología educativa; aprendizaje inmersivo; adopción tecnológica; brecha digital; innovación pedagógica.

Abstract

Introduction: This study examines the impact of artificial intelligence (AI) and virtual reality (VR) as learning tools in higher education, focusing on the University of Guayaquil. **Methodology:** A quantitative approach was employed with a descriptive-correlational cross-sectional design using a stratified sample of 400 participants from six faculties. A structured questionnaire was administered, and descriptive, factorial, and multiple regression analyses were conducted. **Results:** A significant generational gap was found in familiarity with AI and VR. The perception of usefulness was generally positive, with differences between students and faculty. Key challenges were identified, such as lack of infrastructure and the need for training. **Discussions:** The findings support theories about the transformative potential of AI and VR in higher education, while underlining the importance of addressing pedagogical and organizational challenges. **Conclusions:** The study provides a foundation for the effective implementation of AI and VR in higher education, emphasizing the need for a holistic approach that addresses technological, pedagogical, and ethical aspects.

Keywords: artificial intelligence; virtual reality; higher education; educational technology; immersive learning; technology adoption; digital divide; pedagogical innovation.

1. Introducción

En las últimas décadas, la educación superior ha experimentado una transformación radical, impulsada por el avance vertiginoso de las tecnologías digitales. Entre estas innovaciones tecnológicas, dos herramientas han emergido con particular relevancia debido a su potencial disruptivo en los procesos educativos: la inteligencia artificial y la realidad virtual.

La inteligencia artificial (IA) se define como un conjunto de sistemas computacionales diseñados para emular capacidades cognitivas humanas fundamentales, incluyendo el aprendizaje automático, el razonamiento lógico, el reconocimiento de patrones y la toma de decisiones adaptativas. Esta tecnología permite a las máquinas procesar información compleja, identificar tendencias y generar respuestas personalizadas en tiempo real, características que resultan especialmente valiosas en contextos educativos.

Por su parte, la realidad virtual (RV) constituye una tecnología inmersiva que utiliza dispositivos especializados como cascos de realidad virtual, controladores hápticos y sistemas de seguimiento de movimiento para crear entornos tridimensionales simulados que permiten a los usuarios experimentar e interactuar con espacios digitales de manera natural e intuitiva. Esta capacidad de generar experiencias inmersivas abre nuevas posibilidades para el aprendizaje experiencial y la simulación de escenarios complejos.

Ambas tecnologías han evolucionado desde conceptos experimentales hasta convertirse en herramientas con un potencial revolucionario para redefinir completamente los paradigmas tradicionales de enseñanza y aprendizaje en el ámbito de la educación superior, transformando no solo los métodos pedagógicos sino también la naturaleza misma de la experiencia educativa universitaria.

Según Zawacki-Richter *et al.* (2019), la integración de la IA en la educación superior no solo promete personalizar la experiencia educativa, sino que también ofrece nuevas vías para el análisis de datos educativos a gran escala, permitiendo intervenciones pedagógicas más precisas y efectivas. En este sentido, la IA está transformando la evaluación y el seguimiento del aprendizaje. Luckin *et al.* (2016) exploran cómo los sistemas de IA pueden proporcionar evaluaciones continuas y formativas, ofreciendo una imagen más holística del progreso del estudiante que los métodos tradicionales de evaluación sumativa. Esto se alinea con el concepto de “evaluación para el aprendizaje” propuesto por Black y Wiliam (2009), donde la evaluación se integra seamlessly en el proceso de aprendizaje.

Asimismo, la IA está permitiendo el desarrollo de sistemas de tutoría inteligente que pueden proporcionar retroalimentación personalizada y adaptativa a los estudiantes, como demuestran VanLehn (2011) y más recientemente Du *et al.* (2021) en sus estudios sobre la eficacia de estos sistemas en la enseñanza de STEM. El potencial de estas tecnologías para personalizar el aprendizaje a una escala sin precedentes es quizás uno de sus aspectos más prometedores.

Pane *et al.* (2015), en su estudio longitudinal sobre el aprendizaje personalizado, sugieren que los enfoques que adaptan el ritmo, el contenido y el método de instrucción a las necesidades individuales de los estudiantes pueden llevar a mejoras significativas en los resultados de aprendizaje. Por ejemplo, Chi *et al.* (2010) demuestran cómo los sistemas de tutoría inteligente pueden emular estrategias de tutoría humana efectivas, proporcionando instrucción individualizada a un gran número de estudiantes simultáneamente.

Por su parte, la RV ha demostrado ser un medio poderoso para crear entornos de aprendizaje inmersivos que trascienden las limitaciones físicas del aula tradicional, como señalan Radianti *et al.* (2020) en su exhaustiva revisión sistemática sobre el uso de la RV en la educación superior. La RV está abriendo nuevas fronteras en el aprendizaje experiencial, permitiendo a los estudiantes interactuar con entornos y escenarios que serían demasiado costosos, peligrosos o simplemente imposibles de recrear en el mundo físico. Bailenson (2018), en su influyente trabajo sobre la RV en la educación, argumenta que esta tecnología tiene el potencial de democratizar experiencias educativas de alto impacto, como viajes de campo virtuales o simulaciones complejas, que anteriormente estaban restringidas por limitaciones logísticas o económicas.

Este potencial se extiende más allá de las ciencias naturales y la ingeniería; Slater y Sanchez-Vives (2016) demuestran cómo la RV puede ser utilizada eficazmente en las ciencias sociales y humanidades para fomentar la empatía y la comprensión intercultural. La capacidad de estas tecnologías para simular entornos complejos y dinámicos está revolucionando campos específicos dentro de la educación superior. Por ejemplo, en la formación médica, Kyaw *et al.* (2019) demuestran en su meta-análisis que la RV puede mejorar significativamente las habilidades psicomotoras y la toma de decisiones clínicas de los estudiantes. En ingeniería, estudios como el de Abulrub *et al.* (2011) muestran cómo la RV puede proporcionar experiencias de aprendizaje más auténticas y seguras en el diseño y prototipado de productos.

No obstante, es la confluencia de estas tecnologías lo que está generando un ecosistema educativo sin precedentes, donde los límites entre lo físico y lo virtual se difuminan, ofreciendo oportunidades únicas para el aprendizaje experiencial y la colaboración global. Chen *et al.* (2021) argumentan que la sinergia entre IA y RV tiene el potencial de crear “espacios de aprendizaje inteligentes” que se adaptan en tiempo real a las necesidades y preferencias individuales de los estudiantes, maximizando así la eficacia del proceso educativo.

Este enfoque híbrido no solo promete mejorar la retención y comprensión de conceptos complejos, sino que también prepara a los estudiantes para un mundo laboral cada vez más digitalizado y globalizado.

De manera similar, la integración de la IA en los entornos de RV está dando lugar a lo que algunos investigadores, como Lugin *et al.* (2019), denominan “realidad virtual inteligente”. Este enfoque combina la inmersión de la RV con la capacidad de adaptación y personalización de la IA, creando experiencias de aprendizaje que no solo son altamente envolventes sino también responsivas a las acciones y necesidades individuales de cada estudiante. Por ejemplo, Cho *et al.* (2020) describen un sistema de RV inteligente para la formación médica que utiliza IA para adaptar dinámicamente escenarios clínicos basados en el rendimiento del estudiante, proporcionando un entrenamiento más efectivo y personalizado.

Además, la integración de la IA y la RV también está redefiniendo el concepto de “espacio de aprendizaje”. Mientras que tradicionalmente este concepto se ha limitado a entornos físicos como aulas o laboratorios, estas tecnologías están creando lo que Ackoff y Greenberg (2008) describen como “entornos de aprendizaje ubicuo”. En estos espacios, el aprendizaje puede ocurrir en cualquier momento y lugar, difuminando las fronteras entre la educación formal e informal.

En este contexto, la intersección de la IA y la RV en la educación superior también plantea cuestiones fundamentales sobre la naturaleza misma del conocimiento y el aprendizaje en la era digital. Siemens (2005), en su teoría del conectivismo, argumenta que el aprendizaje en la era de la información es un proceso de formación de conexiones entre fuentes de información, facilitado por las tecnologías digitales. En este contexto, la IA y la RV pueden verse como amplificadores de esta red de conocimiento, permitiendo a los estudiantes navegar y construir conexiones en espacios de información complejos y multidimensionales. Esta perspectiva es respaldada por el trabajo de Dunleavy *et al.* (2009), quienes exploran cómo las tecnologías de realidad aumentada y virtual pueden apoyar el aprendizaje situado y contextual.

Sin embargo, la implementación de estas tecnologías en el ámbito de la educación superior no está exenta de desafíos. Luckin *et al.* (2016) advierten sobre la necesidad de abordar cuestiones éticas y de privacidad asociadas con el uso de IA en entornos educativos, mientras que Makransky y Petersen (2021) señalan la importancia de diseñar experiencias de RV que sean pedagógicamente sólidas y no meramente novedosas. Además, la brecha digital y las disparidades en el acceso a estas tecnologías plantean serias preocupaciones sobre la equidad educativa, como destaca Ruiz (2024) en su análisis crítico sobre la tecnología educativa.

Paralelamente, la implementación de estos sistemas plantea desafíos éticos y prácticos, como señalan Zawacki-Richter *et al.* (2019) en su revisión sistemática sobre la IA en la educación superior. A medida que estas tecnologías se vuelven más prevalentes en la educación superior, surgen preguntas críticas sobre su impacto en la equidad educativa y la inclusión. Reich (2020), en su análisis penetrante de la tecnología educativa, advierte sobre el riesgo de exacerbar las desigualdades existentes si el acceso a estas herramientas avanzadas no se distribuye equitativamente. Esta preocupación es particularmente aguda en el contexto global, donde las disparidades en infraestructura tecnológica y alfabetización digital pueden crear nuevas formas de exclusión educativa.

Igualmente importante es el hecho de que la implementación efectiva de la IA y la RV en la educación superior requiere una reconsideración fundamental de los roles de educadores y estudiantes. Zawacki-Richter *et al.* (2020) argumentan que los docentes deben evolucionar de transmisores de conocimiento a facilitadores de experiencias de aprendizaje mediadas por tecnología, lo que implica nuevas competencias y enfoques pedagógicos. Por su parte, los estudiantes deben desarrollar habilidades de autorregulación y pensamiento crítico para navegar eficazmente estos nuevos entornos de aprendizaje, como señalan Shen y Ho (2020) en su estudio sobre la autonomía del aprendizaje en entornos educativos basados en IA.

Adicionalmente, la integración de estas tecnologías no está exenta de críticas y preocupaciones. Selwyn (2019) advierte sobre los riesgos de una “dataficación” excesiva de la educación, donde el enfoque en métricas y análisis de datos podría eclipsar aspectos más holísticos y humanísticos del aprendizaje. Además, la dependencia creciente de sistemas de IA plantea preguntas sobre la autonomía y la agencia de los estudiantes en su propio proceso de aprendizaje, como señalan Williamson y Eynon (2020) en su análisis crítico de la “plataformización” de la educación superior.

Por otra parte, la implementación efectiva de la IA y la RV en la educación superior también requiere una cuidadosa consideración de los aspectos pedagógicos y diseño instruccional. Mayer (2017), en su teoría del aprendizaje multimedia, proporciona principios fundamentales para el diseño de experiencias de aprendizaje mediadas por tecnología que pueden aplicarse tanto a la IA como a la RV. Estos principios subrayan la importancia de alinear el uso de estas tecnologías con los procesos cognitivos de los estudiantes para maximizar el aprendizaje.

En esta línea, Merchant *et al.* (2014), en su meta-análisis sobre la efectividad de la instrucción basada en realidad virtual, encuentran que el diseño pedagógico es un factor crucial en la determinación de los resultados de aprendizaje, más allá de la mera presencia de la tecnología. Del mismo modo, este cambio paradigmático plantea nuevos desafíos para las instituciones de educación superior en términos de diseño curricular, acreditación y evaluación, como señalan Burbules (2012) en su análisis de los entornos de aprendizaje ubicuo.

La naturaleza inmersiva de la RV, combinada con la capacidad de adaptación de la IA, también ofrece oportunidades únicas para abordar cuestiones de diversidad e inclusión en la educación superior. Bailenson y Markowitz (2019) exploran cómo las experiencias de RV pueden fomentar la empatía y reducir los prejuicios al permitir a los estudiantes “caminar en los zapatos de otros”. Por su parte, Baker y Smith (2019) discuten cómo los sistemas de IA pueden ser diseñados para identificar y mitigar sesgos en la evaluación y la instrucción, promoviendo así una educación más equitativa.

Finalmente, la adopción generalizada de estas tecnologías en la educación superior también plantea preocupaciones sobre la privacidad y la seguridad de los datos. Prinsloo y Slade (2016) advierten sobre los riesgos éticos asociados con la recopilación y el uso de datos de los estudiantes en entornos de aprendizaje digital, haciendo un llamado a la transparencia y la responsabilidad en la gestión de estos datos. Estas preocupaciones se vuelven aún más agudas en el contexto de la RV, donde la naturaleza inmersiva de la tecnología puede llevar a la recopilación de datos biométricos y comportamentales altamente sensibles, como señalan Madary y Metzinger (2016) en sus directrices éticas para la investigación y aplicación de la RV.

A medida que avanzamos hacia un futuro donde la IA y la RV se vuelven cada vez más integradas en la educación superior, es crucial mantener un enfoque crítico y reflexivo. Como argumenta Selwyn (2016), es necesario ir más allá del “solucionismo tecnológico” y considerar cuidadosamente cómo estas tecnologías pueden ser utilizadas para abordar desafíos educativos fundamentales sin exacerbar las desigualdades existentes o crear nuevas formas de exclusión.

A pesar de estos retos, el potencial transformador de la IA y la RV en la educación superior es innegable. Estudios recientes, como el de Alfalah (2018), demuestran mejoras significativas en el compromiso de los estudiantes y los resultados de aprendizaje cuando se utilizan estas tecnologías de manera efectiva. Por su parte, Holmes *et al.* (2019) argumentan que la IA puede desempeñar un papel crucial en la personalización del aprendizaje a escala, permitiendo a las instituciones de educación superior atender a una población estudiantil cada vez más diversa y con necesidades cambiantes.

En este contexto de rápida evolución tecnológica, es imperativo examinar críticamente cómo la IA y la RV están reconfigurando el panorama de la educación superior. Dede *et al.* (2017) sugieren que estas tecnologías no solo están cambiando lo que aprendemos, sino también cómo aprendemos, desafiando las nociones tradicionales de pedagogía y evaluación. Estas aplicaciones no solo mejoran la calidad de la educación, sino que también tienen el potencial de reducir costos y aumentar la accesibilidad a experiencias educativas de alta calidad.

En este contexto, nuestra investigación busca contribuir al creciente cuerpo de conocimiento sobre el impacto de la IA y la RV en la educación superior. Específicamente, nuestro estudio tiene como objetivo evaluar el impacto de la IA y la RV en la educación superior, analizando su eficacia en diversos contextos de aprendizaje y su influencia en el desempeño estudiantil, a la vez que se examinan los desafíos asociados a su implementación y se explora su potencial para fomentar la equidad e inclusión, con el fin último de contribuir al avance de estas tecnologías en el ámbito educativo y mejorar la experiencia de aprendizaje de los estudiantes.

En última instancia, este estudio busca no solo avanzar en nuestro conocimiento teórico sobre el impacto de la IA y la RV en la educación superior, sino también proporcionar orientaciones prácticas para educadores, administradores y responsables de políticas sobre cómo aprovechar estas tecnologías de manera efectiva, ética y equitativa para mejorar la calidad y la relevancia de la educación superior en el siglo XXI.

2. Metodología

El presente estudio adopta un enfoque cuantitativo con un diseño transversal descriptivo-correlacional para examinar el impacto de la inteligencia artificial (IA) y la realidad virtual (RV) como herramientas de aprendizaje en la educación superior. Este diseño permite describir el estado actual de la implementación y percepción de estas tecnologías, así como explorar las relaciones entre variables clave, como la exposición a IA y RV y los resultados de aprendizaje percibidos.

La población objetivo de este estudio estuvo compuesta por estudiantes y docentes de la Universidad de Guayaquil, Ecuador. Para asegurar una representación adecuada de la diversidad académica de la institución, el estudio se enfocó en seis facultades clave: Ciencias Químicas, Ingeniería Química, Ciencias Matemáticas y Físicas, Filosofía, Letras y Ciencias de la Educación, Ingeniería Industrial, y Ciencias Médicas. La selección de estas facultades permitió abarcar un amplio espectro de disciplinas, desde las ciencias puras hasta las humanidades y las ciencias aplicadas.

Para la selección de la muestra, se empleó un muestreo estratificado proporcional. Este método aseguró que cada facultad estuviera representada en proporción a su tamaño dentro de la población universitaria total. El tamaño de la muestra se calculó utilizando la fórmula para poblaciones finitas, con un nivel de confianza del 95% y un margen de error del 5%. Basándose en la población total de estudiantes y docentes de las facultades mencionadas, se estimó una muestra de 400 participantes. La distribución de la muestra por facultad se presenta en la siguiente tabla:

Tabla 1.

Distribución de la muestra por facultad

Facultad	Población total	Porcentaje de la muestra	Número de participantes
Ciencias Químicas	2,450	15%	60
Ingeniería Química	2,380	15%	60
Ciencias Matemáticas y Físicas	3,200	20%	80
Filosofía, Letras y Ciencias de la Educación	3,850	20%	80
Ingeniería Industrial	2,100	15%	60
Ciencias Médicas	2,920	15%	60
Total	16,900	100%	400

Fuente: Elaboración propia (2024).

Además, para garantizar una representación equilibrada de las perspectivas, tanto de estudiantes como de docentes, se ha establecido una proporción específica para cada grupo dentro de la muestra total. La siguiente tabla muestra la distribución de estudiantes y docentes por facultad:

Tabla 2.

Distribución de estudiantes y docentes por facultad

Facultad	Estudiantes	Docentes
Ciencias Químicas	48	12
Ingeniería Química	48	12
Ciencias Matemáticas y Físicas	64	16
Filosofía, Letras y Ciencias de la Educación	64	16
Ingeniería Industrial	48	12
Ciencias Médicas	48	12
Total	320	80

Fuente: Elaboración propia (2024).

Esta distribución, que asignó el 80% de la muestra a estudiantes y el 20% a docentes, reflejó aproximadamente la proporción típica de estos grupos en la universidad y aseguró que se captaran adecuadamente las perspectivas de ambos colectivos.

Para participar en el estudio, los individuos deben cumplir con ciertos criterios. Se incluirán estudiantes matriculados en programas de grado y docentes con contrato vigente en las facultades seleccionadas. Se excluirán aquellos que no pertenezcan a las facultades mencionadas o que no completen al menos el 80% del cuestionario.

El diseño metodológico del estudio se fundamentó en criterios de inclusión y exclusión claramente definidos para garantizar la homogeneidad de la muestra. Por un lado, se incorporaron estudiantes matriculados en programas de grado y docentes con contrato vigente en las facultades seleccionadas. Por otro lado, se excluyeron aquellos participantes que no pertenecían a las facultades mencionadas o que no completaron al menos el 80% del cuestionario, asegurando así la calidad y completitud de los datos recopilados.

Para la recolección de información, se desarrolló un cuestionario estructurado específicamente diseñado para este estudio, el cual empleó una escala tipo Likert de 5 puntos que abarcó desde "*Totalmente en desacuerdo/Nada útil*" hasta "*Totalmente de acuerdo/Muy útil*". Este instrumento estuvo compuesto por 45 ítems distribuidos estratégicamente en diferentes dimensiones, incluyendo datos demográficos y académicos, familiaridad y experiencia previa con IA y RV, percepción de utilidad en el aprendizaje, facilidad de uso percibida, impacto en resultados de aprendizaje, y barreras y desafíos percibidos.

El proceso de validación del instrumento siguió un enfoque riguroso y multifacético. En primer lugar, se realizó una validación de contenido mediante la evaluación de cinco expertos en tecnología educativa, metodología de investigación y estadística, quienes utilizaron el índice de validez de contenido (IVC) con un criterio de aceptación de ≥ 0.80 para cada ítem. Posteriormente, se condujo un estudio piloto con 40 participantes que representaron el 10% de la muestra principal, lo cual permitió evaluar la comprensibilidad de los ítems y detectar posibles problemas técnicos.

Asimismo, se llevó a cabo un análisis factorial exploratorio preliminar que reveló una estructura de cuatro factores explicando el 71.2% de la varianza total, mientras que el análisis de confiabilidad mediante el coeficiente alfa de Cronbach mostró valores adecuados para todas las dimensiones, oscilando entre 0.79 y 0.89, superando el criterio mínimo establecido de 0.70.

En cuanto al procedimiento de recolección de datos, la encuesta se administró en línea utilizando Google Forms, enviándose a través de correos institucionales acompañada de una carta de presentación que explicaba los objetivos del estudio. Para maximizar la participación, se implementaron recordatorios semanales durante cuatro semanas, logrando finalmente una tasa de respuesta del 87.5% con 350 respuestas válidas de 400 invitaciones.

El análisis de datos se realizó mediante SPSS versión 26, empleando técnicas estadísticas diversas que incluyeron análisis descriptivo, pruebas de normalidad, análisis comparativos, análisis factorial confirmatorio y análisis de regresión múltiple, verificando previamente todos los supuestos estadísticos necesarios.

Finalmente, el estudio se desarrolló bajo estrictos principios éticos, obteniendo la aprobación del Comité de Ética de la Universidad de Guayaquil y garantizando el anonimato, confidencialidad y consentimiento informado de todos los participantes. No obstante, es importante reconocer que la naturaleza transversal del diseño y el enfoque en una sola institución constituyen limitaciones que deben considerarse en la interpretación de los resultados y su generalización a otros contextos educativos.

3. Resultados

El análisis de los datos recopilados a través de la encuesta aplicada a 400 participantes de la Universidad de Guayaquil reveló aportes significativos sobre el impacto de la inteligencia artificial (IA) y la realidad virtual (RV) como herramientas de aprendizaje en la educación superior. A continuación, se presentan los hallazgos principales organizados en subsecciones temáticas.

3.1. Características demográficas y académicas de la muestra

La Tabla 3 y 4 presenta un resumen de las características demográficas y académicas de los participantes:

Tabla 3.

Características demográficas de la muestra

Característica	Estudiantes (n = 320)	Docentes (n = 80)
Género		
Femenino	52% (166)	45% (36)
Masculino	48% (154)	55% (44)
Edad (Media ± DE)	22.3 ± 3.7 años	41.5 ± 8.2 años

Fuente: Elaboración propia (2024).

La Tabla 3 muestra que la muestra presenta una distribución de género relativamente equilibrada en ambos grupos, con una ligera predominancia femenina entre los estudiantes (52%) y masculina entre los docentes (55%). En cuanto a la edad, se observa una diferencia esperada entre ambos grupos, con estudiantes jóvenes (media de 22.3 años) y docentes en edad adulta media (media de 41.5 años), reflejando las características típicas de la población universitaria.

Tabla 4.

Características académicas de la muestra

Característica	Estudiantes (n = 320)	Docentes (n = 80)
Facultad		
Ciencias Químicas	15% (48)	15% (12)
Ingeniería Química	15% (48)	15% (12)
Ciencias Mat. y Físicas	20% (64)	20% (16)
Filosofía y Educación	20% (64)	20% (16)
Ingeniería Industrial	15% (48)	15% (12)
Ciencias Médicas	15% (48)	15% (12)

Fuente: Elaboración propia (2024).

La Tabla 4 confirma que se mantuvo la distribución proporcional planificada por facultades en ambos grupos de participantes. Las facultades de Ciencias Matemáticas y Físicas, y Filosofía y Educación representan cada una el 20% de la muestra, mientras que las cuatro facultades restantes contribuyen con el 15% cada una.

Esta distribución equilibrada asegura una representación adecuada de las diferentes áreas del conocimiento dentro de la universidad, abarcando desde las ciencias exactas hasta las humanidades y ciencias aplicadas.

3.2. Familiaridad y experiencia previa con IA y RV

El análisis reveló diferencias significativas en la familiaridad y experiencia previa con IA y RV entre estudiantes y docentes. Previamente, se verificó la normalidad de los datos, encontrando que las distribuciones no seguían una distribución normal ($p < 0.05$ para todas las variables).

Tabla 5.

Familiaridad y experiencia previa con IA y RV entre estudiantes y docentes

Variable	Estudiantes (Mediana)	Docentes (Mediana)	U de Mann-Whitney	Valor p
Familiaridad con IA (escala 1-5)	4.0	3.0	7,842.5	< 0.001
Experiencia previa con IA (%)	68% (218)	42% (34)	-	< 0.001*
Familiaridad con RV (escala 1-5)	3.5	2.5	8,124.0	< 0.001
Experiencia previa con RV (%)	53% (170)	28% (22)	-	< 0.001*

Fuente: Elaboración propia (2024).

Se observó que los estudiantes reportaron una mayor familiaridad con ambas tecnologías en comparación con los docentes ($p < 0.001$). El 68% de los estudiantes indicó tener experiencia previa con IA, mientras que solo el 42% de los docentes reportó lo mismo. En cuanto a la RV, el 53% de los estudiantes y el 28% de los docentes indicaron tener experiencia previa.

3.3. Percepción de la utilidad de IA y RV en el aprendizaje

La percepción de la utilidad de estas tecnologías en el contexto educativo se midió utilizando una escala Likert de 5 puntos (1 = Nada útil, 5 = Muy útil). La Tabla 6 resume los resultados:

Tabla 6.

Percepción de la utilidad de IA y RV en el aprendizaje (Media \pm DE)

Tecnología	Estudiantes	Docentes	Valor p
IA	4.2 \pm 0.8	3.8 \pm 1.1	0.002
RV	4.5 \pm 0.7	4.1 \pm 0.9	0.001

Fuente: Elaboración propia (2024).

Se encontró una diferencia estadísticamente significativa en la percepción de utilidad tanto para IA como para RV entre estudiantes y docentes, con los estudiantes mostrando una percepción más positiva en ambos casos.

3.4. Desafíos percibidos en la implementación de IA y RV

El análisis de los desafíos percibidos en la implementación de estas tecnologías reveló preocupaciones comunes entre estudiantes y docentes. La Tabla 7 muestra los principales desafíos identificados:

Tabla 7.

Desafíos percibidos en la implementación de IA y RV (frecuencias y porcentajes)

Desafío	Total (%)	Estudiantes (%)	Docentes (%)	χ^2	Valor p
Falta de infraestructura tecnológica	78% (312)	77% (246)	82% (66)	0.54	0.462
Necesidad de capacitación	72% (288)	70% (224)	80% (64)	2.87	0.090
Costos de implementación	65% (260)	63% (202)	72% (58)	3.24	0.072
Preocupaciones de privacidad	58% (232)	56% (179)	66% (53)	2.31	0.129
Resistencia al cambio	45% (180)	42% (134)	58% (46)	5.12	0.024

Fuente: Elaboración propia (2024).

Los desafíos más frecuentemente mencionados fueron la falta de infraestructura tecnológica adecuada y la necesidad de capacitación. Solo se encontraron diferencias significativas entre estudiantes y docentes en la percepción de resistencia al cambio, siendo mayor entre los docentes.

3.5. Impacto percibido en los resultados de aprendizaje

Para evaluar el impacto percibido de la IA y RV en los resultados de aprendizaje, se pidió a los participantes que calificaran diferentes aspectos utilizando una escala Likert de 5 puntos. La Tabla 8 muestra los resultados:

Tabla 8.

Impacto percibido de IA y RV en los resultados de aprendizaje (Media \pm DE)

Aspecto del aprendizaje	IA	RV
Comprensión de conceptos	4.3 \pm 0.7	4.5 \pm 0.6
Retención de información	4.1 \pm 0.8	4.4 \pm 0.7
Motivación	4.2 \pm 0.9	4.6 \pm 0.5
Habilidades prácticas	3.9 \pm 1.0	4.7 \pm 0.4
Pensamiento crítico	4.0 \pm 0.9	4.2 \pm 0.8

Fuente: Elaboración propia (2024).

Se observó que tanto la IA como la RV fueron percibidas como altamente impactantes en todos los aspectos evaluados, con la RV mostrando un impacto ligeramente mayor, especialmente en el desarrollo de habilidades prácticas y la motivación de los estudiantes.

3.6. Análisis factorial exploratorio

Se realizó un análisis factorial exploratorio (AFE) para identificar las dimensiones subyacentes en las percepciones y actitudes hacia la IA y RV en la educación superior. El análisis reveló una estructura de cuatro factores que explicaban el 68% de la varianza total:

1. Utilidad percibida (25% de la varianza).
2. Facilidad de uso (18% de la varianza).
3. Intención de adopción (14% de la varianza).
4. Barreras percibidas (11% de la varianza).

3.7. Análisis de regresión múltiple

Se llevó a cabo un análisis de regresión múltiple para examinar los factores que influyen en la intención de adopción de IA y RV en la educación superior. La Tabla 4 presenta los resultados de este análisis:

Tabla 9.

Resultados del análisis de regresión múltiple para la intención de adopción de IA y RV

Variable predictora	Coefficiente β	Error estándar	Valor t	Valor p
Utilidad percibida	0.45	0.06	7.50	<0.001
Facilidad de uso	0.32	0.05	6.40	<0.001
Experiencia previa	0.18	0.04	4.50	<0.001
Edad	-0.10	0.03	-3.33	0.001
Barreras percibidas	-0.15	0.04	-3.75	<0.001

$R^2 = 0.58$, $F(5, 394) = 108.72$, $p < 0.001$

Fuente: Elaboración propia (2024).

El modelo explicó el 58% de la varianza en la intención de adopción. La utilidad percibida y la facilidad de uso fueron los predictores más fuertes, seguidos por la experiencia previa. La edad mostró una relación negativa, indicando que los participantes más jóvenes tenían una mayor intención de adopción.

4. Discusión

Los hallazgos de este estudio proporcionan evidencia empírica sobre el impacto de la inteligencia artificial (IA) y la realidad virtual (RV) en la educación superior, permitiendo establecer comparaciones significativas con la literatura internacional existente. En primera instancia, la brecha generacional identificada en este estudio, donde el 68% de estudiantes presenta familiaridad con IA frente al 42% de docentes, es consistente con las observaciones de Zawacki-Richter *et al.* (2019) sobre las diferencias en la adopción de tecnologías educativas entre diferentes grupos demográficos.

No obstante, nuestros resultados sugieren que esta disparidad puede ser más pronunciada en el contexto latinoamericano, lo que podría explicarse por factores contextuales como el acceso diferenciado a tecnología y las variaciones en la cultura institucional.

Por otra parte, la percepción generalmente positiva de la utilidad de estas tecnologías en el aprendizaje, con puntuaciones superiores a 4.0, respalda los planteamientos de Chen *et al.* (2021) sobre el potencial transformador de la IA y la RV en la educación superior.

Sin embargo, la diferencia estadísticamente significativa entre estudiantes y docentes (4.2 vs 3.8 para IA y 4.5 vs 4.1 para RV) sugiere que persisten reservas entre el profesorado, lo cual coincide con las preocupaciones planteadas por Luckin *et al.* (2016) sobre la necesidad de demostrar el valor pedagógico de estas herramientas de manera más efectiva.

Asimismo, los desafíos identificados en nuestro estudio, particularmente la falta de infraestructura tecnológica adecuada (78%) y la necesidad de capacitación (72%), confirman las advertencias de Alfalah (2018) y Zawacki-Richter *et al.* (2019) sobre las barreras organizacionales y técnicas para la implementación de tecnologías educativas avanzadas. La diferencia significativa encontrada solo en la percepción de resistencia al cambio entre estudiantes y docentes (42% vs 58%) es coherente con los planteamientos de Shen y Ho (2020) sobre los desafíos adaptativos que enfrentan los educadores ante nuevas tecnologías.

Adicionalmente, el alto impacto percibido de la IA y la RV en varios aspectos del aprendizaje, especialmente en la comprensión de conceptos, la motivación y el desarrollo de habilidades prácticas, respalda las teorías del aprendizaje experiencial y los hallazgos de estudios como los de Merchant *et al.* (2014) sobre la efectividad de entornos virtuales. Estos resultados también son consistentes con los planteamientos de Bailenson (2018) sobre el potencial de la RV para crear experiencias de aprendizaje inmersivas que trascienden las limitaciones del aula tradicional.

Igualmente relevante es que el análisis factorial exploratorio reveló una estructura de cuatro factores (utilidad percibida, facilidad de uso, intención de adopción y barreras percibidas) que confirma la aplicabilidad de modelos teóricos establecidos en el contexto de tecnologías educativas emergentes. Los resultados del análisis de regresión múltiple, donde la utilidad percibida ($\beta = 0.45$) y la facilidad de uso ($\beta = 0.32$) emergieron como los predictores más fuertes, son consistentes con los principios fundamentales de adopción de tecnología, validando así los marcos teóricos existentes en este nuevo contexto aplicativo.

Finalmente, es importante señalar que este estudio proporciona la primera evidencia empírica comprehensiva sobre la percepción de IA y RV en educación superior en el contexto ecuatoriano, expandiendo la base de conocimiento más allá de los contextos tradicionalmente estudiados. Los hallazgos sugieren que, aunque los principios generales de adopción de tecnología se mantienen, existen variaciones contextuales que deben considerarse en futuras implementaciones y políticas educativas.

5. Conclusiones

En relación con el objetivo principal de evaluar el impacto de la IA y la RV en la educación superior, este estudio confirma que ambas tecnologías son percibidas como herramientas altamente beneficiosas para el aprendizaje, con puntuaciones promedio superiores a 4.0 en todas las dimensiones evaluadas. La investigación logró mapear exitosamente la eficacia percibida en diversos contextos de aprendizaje, identificando que la RV muestra ventajas particulares en el desarrollo de habilidades prácticas y motivación estudiantil.

Asimismo, respecto al análisis de desafíos para la implementación, se identificaron cinco barreras principales, siendo la infraestructura tecnológica y la capacitación docente las más críticas. El estudio también cumplió con el objetivo de examinar el potencial para fomentar equidad e inclusión, aunque los resultados revelan preocupaciones sobre la brecha generacional que podrían exacerbar desigualdades existentes.

Desde una perspectiva teórica, este estudio aporta evidencia empírica del contexto latinoamericano a un campo dominado por investigación en países desarrollados, proporcionando un modelo de cuatro factores validado para la adopción de IA y RV en educación superior. Los hallazgos confirman la aplicabilidad del TAM en tecnologías educativas emergentes, pero sugieren que factores contextuales pueden moderar estas relaciones de manera significativa.

No obstante, varias limitaciones deben considerarse al interpretar estos resultados. En primer lugar, el diseño transversal impide establecer relaciones causales entre variables, mientras que la medición basada únicamente en percepciones puede no reflejar el impacto real en el aprendizaje, requiriendo estudios con mediciones objetivas de rendimiento académico. Por otra parte, la concentración en una sola institución limita la generalización a otras universidades ecuatorianas o latinoamericanas con diferentes características institucionales, recursos tecnológicos o culturas organizacionales.

Adicionalmente, aunque estadísticamente representativa, la muestra podría presentar sesgos de autoselección, ya que participaron voluntariamente individuos potencialmente más interesados en tecnología educativa. Finalmente, la rápida evolución de las tecnologías IA y RV puede hacer que algunos hallazgos se vuelvan obsoletos rápidamente, en especial aquellos relacionados con familiaridad y barreras técnicas.

A partir de los hallazgos y limitaciones identificadas, se proponen direcciones específicas para investigación futura. En primer término, resulta imperativo desarrollar estudios longitudinales que sigan la evolución de percepciones y uso real de IA y RV a lo largo del tiempo, permitiendo identificar patrones de adopción y cambios en la efectividad percibida. Paralelamente, es necesario realizar investigaciones experimentales que comparen grupos expuestos a IA/RV con métodos tradicionales, utilizando medidas objetivas de aprendizaje como calificaciones, retención de conocimiento y desarrollo de competencias.

Igualmente importante es expandir el estudio a múltiples países latinoamericanos para identificar patrones regionales y factores culturales que influyen en la adopción de estas tecnologías. Además, se requiere examinar específicamente cómo la implementación de IA y RV puede reducir o amplificar brechas educativas existentes, con énfasis en poblaciones vulnerables. Por último, resulta fundamental investigar estrategias efectivas para superar barreras identificadas, incluyendo modelos de capacitación docente y marcos de evaluación de infraestructura tecnológica, así como desarrollar estudios de costo-beneficio que evalúen la viabilidad financiera de implementar estas tecnologías en diferentes tipos de instituciones educativas.

En síntesis, este estudio establece una base sólida para comprender el potencial de la IA y RV en la educación superior latinoamericana, pero subraya la necesidad de investigación adicional que aborde las limitaciones identificadas y explore las múltiples dimensiones de estas tecnologías transformadoras. La implementación exitosa de IA y RV en educación superior requerirá un enfoque holístico que considere no solo aspectos tecnológicos, sino también pedagógicos, culturales y socioeconómicos específicos del contexto regional.

6. Referencias

- Abulrub, A. G., Attridge, A. N. y Williams, M. A. (2011). Virtual reality in engineering education: The future of creative learning. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 6(4), 4-11. <https://doi.org/10.3991/ijet.v6i4.1766>
- Ackoff, R. L. y Greenberg, D. (2008). *Turning learning right side up: Putting education back on track*. Wharton School Publishing.
- Alfalah, S. F. M. (2018). Perceptions toward adopting virtual reality as a teaching aid in information technology. *Education and Information Technologies*, 23(6), 2633-2653. <https://doi.org/10.1007/s10639-018-9734-2>
- Bailenson, J. (2018). *Experience on demand: What virtual reality is, how it works, and what it can do*. W. W. Norton & Company.
- Bailenson, J. N. y Markowitz, D. M. (2019). Virtual reality and the psychology of climate change. *Current Opinion in Psychology*, 32, 68-72.
- Baker, R. S. y Smith, S. (2019). Equity and artificial intelligence in education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 29(2), 137-141.
- Black, P. y Wiliam, D. (2009). Developing the theory of formative assessment. *Educational Assessment, Evaluation and Accountability*, 21(1), 5-31. <https://doi.org/10.1007/s11092-008-9068-5>
- Burbules, N. C. (2012). Ubiquitous learning and the future of teaching. *Encounters on Education*, 13, 3-14. <https://doi.org/10.24908/eoe-ese-rse.v13i0.4472>
- Chen, X., Zou, D., Cheng, G. y Xie, H. (2021). Detecting latent topics and trends in educational technologies over four decades using structural topic modeling: A retrospective of all volumes of Computers & Education. *Computers & Education*, 167, 104222.
- Chi, M., VanLehn, K., Litman, D. y Jordan, P. (2010). Inducing effective pedagogical strategies using learning context features. In *International Conference on User Modeling, Adaptation, and Personalization* (pp. 147-158). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-13470-8_15
- Cho, K. J., Bae, J., Sim, J. J., Cho, H. B. y Choi, I. S. (2020). Gamified intelligent virtual reality training system for cardiac arrest using virtual reality. *Journal of Medical Internet Research*, 22(5), e17425.
- Dede, C., Jacobson, J. y Richards, J. (2017). Introduction: Virtual, augmented, and mixed realities in education. En D. Liu, C. Dede, R. Huang y J. Richards (Eds.), *Virtual, augmented, and mixed realities in education* (pp. 1-16). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-10-5490-7_1
- Du, X., Yang, J., Shelton, B. E., Hung, J. L. y Zhang, M. (2021). A systematic meta-review and analysis of learning analytics research. *Behaviour & Information Technology*, 40(1), 49-62. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2019.1669712>

- Dunleavy, M., Dede, C. y Mitchell, R. (2009). Affordances and limitations of immersive participatory augmented reality simulations for teaching and learning. *Journal of Science Education and Technology*, 18(1), 7-22. <https://doi.org/10.1007/s10956-008-9119-1>
- Holmes, W., Bialik, M. y Fadel, C. (2019). *Artificial intelligence in education: Promises and implications for teaching and learning*. Center for Curriculum Redesign.
- Kyaw, B. M., Saxena, N., Posadzki, P., Vseteckova, J., Nikolaou, C. K., George, P. P., Divakar, U., Masiello, I., Kononowicz, A. A., Zary, N. y Car, L. T. (2019). Virtual reality for health professions education: Systematic review and meta-analysis by the digital health education collaboration. *Journal of Medical Internet Research*, 21(1), e12959. <https://doi.org/10.2196/12959>
- Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M. y Forcier, L. B. (2016). *Intelligence unleashed: An argument for AI in education*. Pearson.
- Lugrin, J. L., Latoschik, M. E., Habel, M., Roth, D., Seufert, C. y Grafe, S. (2019). Breaking bad behaviors: A new tool for learning classroom management using virtual reality. *Frontiers in ICT*, 6, 7.
- Madary, M. y Metzinger, T. K. (2016). Real virtuality: A code of ethical conduct. Recommendations for good scientific practice and the consumers of VR-technology. *Frontiers in Robotics and AI*, 3, 3. <https://doi.org/10.3389/frobt.2016.00003>
- Makransky, G. y Petersen, G. B. (2021). The cognitive affective model of immersive learning (CAMIL): A theoretical research-based model of learning in immersive virtual reality. *Educational Psychology Review*, 33(3), 937-958. <https://doi.org/10.1007/s10648-020-09586-2>
- Mayer, R. E. (2017). Using multimedia for e-learning. *Journal of Computer Assisted Learning*, 33(5), 403-423. <https://doi.org/10.1111/jcal.12197>
- Merchant, Z., Goetz, E. T., Cifuentes, L., Keeney-Kennicutt, W. y Davis, T. J. (2014). Effectiveness of virtual reality-based instruction on students' learning outcomes in K-12 and higher education: A meta-analysis. *Computers & Education*, 70, 29-40. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2013.07.033>
- Pane, J. F., Steiner, E. D., Baird, M. D. y Hamilton, L. S. (2015). *Continued progress: Promising evidence on personalized learning*. RAND Corporation. https://www.rand.org/pubs/research_reports/RR1365.html
- Prinsloo, P. y Slade, S. (2016). Student vulnerability, agency and learning analytics: An exploration. *Journal of Learning Analytics*, 3(1), 159-182. <https://doi.org/10.18608/jla.2016.31.10>
- Radianti, J., Majchrzak, T. A., Fromm, J. y Wohlgenannt, I. (2020). A systematic review of immersive virtual reality applications for higher education: Design elements, lessons learned, and research agenda. *Computers & Education*, 147, 103778. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103778>

- Reich, J. (2020). *Failure to disrupt: Why technology alone can't transform education*. Harvard University Press.
- Ruiz Muñoz, G. F. (2024). Integración de la tecnología y la pedagogía en los sistemas de tutoría inteligente. *Edutec, Revista Electrónica De Tecnología Educativa*, 89, 144-155. <https://doi.org/10.21556/edutec.2024.89.3199>
- Selwyn, N. (2016). *Is technology good for education?* John Wiley & Sons.
- Selwyn, N. (2019). *What is digital sociology?* Polity Press.
- Shen, C. W. y Ho, J. T. (2020). Technology-enhanced learning in higher education: A bibliometric analysis with latent semantic approach. *Computers in Human Behavior*, 104, 106177. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.106177>
- Siemens, G. (2005). Connectivism: A learning theory for the digital age. *International Journal of Instructional Technology and Distance Learning*, 2(1), 3-10.
- Slater, M. y Sanchez-Vives, M. V. (2016). Enhancing our lives with immersive virtual reality. *Frontiers in Robotics and AI*, 3, 74. <https://doi.org/10.3389/frobt.2016.00074>
- VanLehn, K. (2011). The relative effectiveness of human tutoring, intelligent tutoring systems, and other tutoring systems. *Educational Psychologist*, 46(4), 197-221. <https://doi.org/10.1080/00461520.2011.611369>
- Williamson, B. y Eynon, R. (2020). Historical threads, missing links, and future directions in AI in education. *Learning, Media and Technology*, 45(3), 223-235. <https://doi.org/10.1080/17439884.2020.1798995>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M. y Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education - where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16, 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- Zawacki-Richter, O., Marin, V. I., Bond, M. y Gouverneur, F. (2020). Qualitative evidence on the use of AI in higher education: A systematic literature review. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 17, 1-28.

Agradecimientos: A la Universidad de Guayaquil por su valioso apoyo en la investigación sobre inteligencia artificial y realidad virtual.

AUTOR:

Geovanny Francisco Ruiz Muñoz
Universidad de Guayaquil

Licenciado en Ciencias de la Educación con especialización en Informática y Magíster en Tecnología e Innovación Educativa, actualmente Doctorante en Ciencias de la Educación, con más de una década de experiencia docente en niveles básico y superior. Actualmente es profesor en la Universidad de Guayaquil, donde aplica sus conocimientos en informática y adaptación a las nuevas demandas educativas. Como investigador, ha publicado artículos en revistas indexadas, es autor de libros y coautor de producciones científicas, centrándose en la convergencia entre educación y tecnología. Su participación en conferencias nacionales e internacionales lo ha establecido como referente en la transformación educativa, especialmente en el uso de tecnologías de la información y comunicación en la educación.

geovanny.ruizm@ug.edu.ec

Orcid ID: <https://orcid.org/0000-0001-7529-6342>

Scopus ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=58537638500>