

## Intelligence and Big Data: Transforming Higher Education in Latin America

### Inteligencia artificial y Big Data: Transformando la educación superior en América latina

Cristian Luis Inca Balseca

<https://orcid.org/0000-0002-4795-8297>

Escuela Superior Politécnica de Chimborazo  
Ecuador

**Abstract.-** This study analyzed the impact of Artificial Intelligence (AI) and Big Data on the transformation of higher education in Latin America, identifying opportunities, challenges, and best practices. AI was found to positively influence student academic performance, operational efficiency, and graduate employability, with significant coefficients. Excellent technological infrastructure is crucial to maximize these benefits. However, the results revealed an unexpected negative impact of AI and data volume on learning personalization, suggesting that mere data accumulation or current personalization strategies may be ineffective. The statistical robustness of the findings was confirmed by high adjusted R-squared and significant P-values. In conclusion, AI is a driver of optimization and improvement on several educational fronts, but its implementation in personalization and Big Data management requires a more strategic and refined approach. For effective transformation, institutions must focus on a robust infrastructure, adapt AI to real pedagogical needs, and prioritize data quality over quantity.

**Keywords:** Learning, Artificial Intelligence, Big Data, Higher Education, Employability.

**Resumen.-** Este estudio analizó el impacto de la Inteligencia Artificial (IA) y el Big Data en la transformación de la educación superior en América Latina, identificando oportunidades, desafíos y mejores prácticas. Se encontró que la IA influye positivamente en el rendimiento académico estudiantil, la eficiencia operacional y la empleabilidad de los egresados, con coeficientes significativos. Una infraestructura tecnológica excelente es crucial para maximizar estos beneficios. Sin embargo, los resultados revelaron un impacto negativo inesperado de la IA y el volumen de datos en la personalización del aprendizaje, sugiriendo que la mera acumulación de datos o estrategias de personalización actuales podrían ser ineficaces. La robustez estadística de los hallazgos fue confirmada por altos R-cuadrados ajustados y P-valores significativos. En conclusión, la IA es un motor de optimización y mejora en varios frentes educativos, pero su implementación en la personalización y la gestión del Big Data requiere un enfoque más estratégico y refinado. Para una transformación efectiva, las instituciones deben enfocarse en una infraestructura robusta, adaptar la IA a necesidades pedagógicas reales y priorizar la calidad sobre la cantidad de datos.

**Palabras clave:** Aprendizaje, Inteligencia Artificial, Big Data, Educación Superior, Empleabilidad.

## 1. Introducción

La inteligencia artificial (IA) y los grandes datos están transformando cada vez más la educación superior en América Latina, ofreciendo soluciones innovadoras a desafíos de larga data y remodelando el panorama educativo. Con tasas

de matrícula bruta que aumentaron significativamente del 21% en 2000 al 52% en 2018, las instituciones de la región han experimentado un cambio de paradigma de un acceso elitista a una mayor inclusividad, atrayendo aproximadamente a 28 millones de estudiantes para 2018 [1].

Este aumento en la matrícula ha intensificado la necesidad de prácticas educativas efectivas, lo que ha llevado a la integración de tecnologías de IA que buscan personalizar el aprendizaje, mejorar los resultados de los estudiantes y aumentar la efectividad institucional. La pandemia de COVID-19 catalizó la rápida adopción de herramientas de IA en entornos educativos, resultando en un aumento del 150% en la investigación y publicaciones relacionadas entre 2019 y 2022 [2].

Tecnologías como los Sistemas de Tutoría Inteligente (ITS) y la analítica del aprendizaje han ganado impulso, proporcionando experiencias educativas personalizadas y valiosos conocimientos sobre el rendimiento estudiantil [3].

Sin embargo, esta rápida integración plantea preocupaciones sobre la calidad de la implementación, ya que muchas instituciones replican métodos de enseñanza tradicionales en lugar de aprovechar todo el potencial de la IA para la innovación en pedagogía [4].

Además, el auge de la IA ha despertado interés en preparar a los estudiantes para los futuros mercados laborales, destacando la creciente importancia de la ciencia de datos y los programas de aprendizaje automático. A pesar de estos avances, deben abordarse consideraciones éticas significativas, incluido el riesgo de sesgo en los algoritmos de IA, preocupaciones sobre la privacidad relacionadas con la recolección de datos y la posible agravación de las desigualdades educativas existentes [5].

Las comunidades marginadas, particularmente aquellas que carecen de acceso digital, enfrentan barreras que podrían obstaculizar la participación equitativa en la educación mejorada por IA. Además, la concentración del poder económico entre las empresas tecnológicas dominantes plantea desafíos para

las instituciones y empresas más pequeñas que luchan por competir en el espacio de la tecnología educativa [6].

A medida que América Latina avanza hacia 2030, la promesa de la IA y los grandes datos en la educación superior se ve atenuada por la necesidad de marcos éticos y prácticas inclusivas para garantizar que todos los estudiantes puedan beneficiarse de estas innovaciones tecnológicas [7].

El panorama de la educación superior en América Latina ha experimentado transformaciones significativas en las últimas décadas, caracterizado principalmente por la transición de un acceso elitista a la masificación y universalización. Históricamente, el acceso a la educación superior en la región estaba en gran medida limitado a individuos adinerados. Sin embargo, las tasas de matrícula bruta en las instituciones de educación superior de América Latina aumentaron del 21% en 2000 al 52% en 2018, lo que llevó a una matrícula de aproximadamente 28 millones de estudiantes [8].

Este cambio ha impulsado un proceso de reestructuración dentro de las instituciones de educación superior destinado a aumentar el acceso, mejorar la coordinación entre universidades y establecer criterios de eficacia para mejorar la calidad educativa. Los avances tecnológicos han desempeñado un papel crucial en esta transformación. La integración de metodologías de aprendizaje personalizadas y la utilización de diversas tecnologías educativas se han señalado como desarrollos significativos dentro del discurso educativo [9].

Innovaciones como los sistemas de tutoría inteligentes y las tecnologías de aprendizaje adaptativo se han desarrollado para apoyar diversas necesidades de aprendizaje y mejorar la experiencia educativa [10]. Sin embargo, el uso generalizado de la tecnología asume que todos

los estudiantes poseen las habilidades digitales necesarias y acceso a internet, lo que no es uniforme en diferentes estratos socioeconómicos. Esta brecha digital corre el riesgo de agravar las desigualdades existentes en el acceso educativa.

El potencial de la inteligencia artificial (IA) para cerrar las brechas educativas se reconoce cada vez más en el discurso contemporáneo. Los investigadores están explorando activamente aplicaciones de IA destinadas a mejorar los resultados educativos, particularmente en respuesta a los desafíos que enfrentan los estudiantes de bajos ingresos que son más propensos a interrumpir sus estudios. El despliegue efectivo de herramientas de IA en la educación superior se ve como una forma de apoyar no solo a estudiantes y docentes, sino también a administradores y responsables de políticas en la mejora del panorama educativo general.

Además, a medida que la demanda de programas de ciencia de datos y aprendizaje automático crece en América Latina, las oportunidades para colaboraciones internacionales entre proveedores de educación locales e instituciones extranjeras están en aumento [11].

Esto refleja un reconocimiento más amplio de la necesidad de preparar a la juventud con habilidades relevantes para garantizar su empleabilidad futura y evitar la obsolescencia en un mercado laboral en rápida evolución. En general, el contexto histórico de la educación superior en América Latina demuestra una evolución continua influenciada por factores socioeconómicos e innovaciones tecnológicas, posicionando a la IA como una fuerza potencialmente transformadora para abordar las inequidades educativas persistentes [12].

## Auge de la IA en la Educación Superior

Estudios recientes indican un aumento significativo en el uso de la Inteligencia Artificial en la Educación (AIEd) dentro de la educación superior (ES) en América Latina. Entre 2021 y 2022, el número de publicaciones relacionadas con AIEd se disparó casi de dos a tres veces en comparación con años anteriores, marcando un aumento del 150% de 2019 a 2020. Esta rápida adopción se atribuye en gran medida a la pandemia, que obligó a educadores de todo el mundo a cambiar a métodos de enseñanza impulsados por la tecnología, incluida la utilización de herramientas de IA. Sin embargo, esta transición rápida a menudo priorizó la replicación de métodos de enseñanza tradicionales en lugar de explorar aplicaciones innovadoras de la IA en pedagogía.

### Sistemas de Tutoría Inteligente

Una tendencia notable en la integración de AIEd es el uso de Sistemas de Tutoría Inteligente (ITS), que son tecnologías de aprendizaje adaptativo que utilizan técnicas de IA para personalizar las experiencias educativas según las necesidades y características individuales de los estudiantes [13].

Aunque ITS ha sido reconocido en algunas revisiones sistemáticas de AIEd, su aplicación dentro de la educación superior no siempre ha sido destacada explícitamente. Por ejemplo, aunque fue incluido en los términos de búsqueda por [14], no se discutió de manera prominente en sus hallazgos, lo que sugiere una brecha en la conciencia sobre el papel de ITS en los entornos de educación superior.

### Analítica del Aprendizaje y Apoyo Estudiantil

La analítica del aprendizaje, definida como la medición y análisis de datos sobre los aprendices, también ha emergido como un área crítica de enfoque en la educación superior. Este enfoque proporciona valiosos conocimientos

para administradores e instructores para mejorar los resultados educativos. Los estudios han demostrado que la analítica del aprendizaje puede servir como herramientas de asistencia para los docentes, facilitando una mejor orquestación en el aula y apoyando las interacciones estudiantiles. Tal analítica puede no solo informar las prácticas de enseñanza, sino también predecir el rendimiento estudiantil, potencialmente previniendo deserciones y asegurando que los estudiantes logren sus objetivos académicos [15].

### **Integración del Currículo de Educación sobre IA**

La incorporación de la educación sobre IA en los currículos universitarios se está volviendo cada vez más vital, especialmente a medida que los estudiantes en América Latina expresan un creciente interés en la innovación tecnológica y las aplicaciones de IA [16]. Tales desarrollos subrayan la necesidad de que las universidades alineen sus currículos con los intereses y aspiraciones de los estudiantes, asegurando que estén bien preparados para un futuro donde las tecnologías de IA sean omnipresentes.

### **Consideraciones Éticas**

La integración de la inteligencia artificial (IA) y los grandes datos en la educación superior en América Latina plantea preocupaciones éticas significativas que requieren una cuidadosa deliberación. La dependencia de algoritmos y la toma de decisiones automatizada introduce riesgos relacionados con sesgos, discriminación y la posible agravación de las desigualdades existentes dentro de los contextos educativos. Es imperativo que se establezcan marcos y directrices éticas para garantizar la transparencia, la equidad y la responsabilidad en las aplicaciones de IA en la educación [17].

### **Mitigación de Sesgos**

Un aspecto crítico de la implementación ética de la IA es la identificación y mitigación de sesgos inherentes en los algoritmos de IA. Dado que los algoritmos son moldeados por datos históricos y procesos de pensamiento humano, pueden perpetuar inadvertidamente las disparidades existentes en el acceso y éxito educativo [18].

Las instituciones deben adoptar enfoques multifacéticos para comprender los orígenes de las disparidades, trabajando activamente para abordarlas y rectificarlas para promover la equidad y la justicia dentro de sus cuerpos estudiantiles [19]. Establecer confianza en los sistemas de IA a través de pruebas regulares, validación y control de calidad es esencial para generar confianza entre las partes interesadas.

### **Privacidad y Seguridad de Datos**

El uso de tecnologías de IA en la educación a menudo implica una extensa recolección de datos, lo que plantea preocupaciones sobre la privacidad y la seguridad. La generación de experiencias de aprendizaje personalizadas a través de la IA puede conducir a la recolección de información sensible de los estudiantes, lo que requiere protocolos robustos para la protección de datos y la autorización ética en la investigación educativa[20].

Las instituciones deben navegar por las complejidades de la soberanía de datos y garantizar que la información personal y pública esté protegida contra el uso indebido, particularmente en regiones donde la infraestructura de datos está controlada externamente [21].

### **Crecimiento de la IA en la Educación Superior**

La adopción de la IA en la educación superior ha experimentado un notable aumento, particularmente después de la pandemia de COVID-19, que requirió un cambio rápido hacia

el aprendizaje en línea. Los datos de estudios recientes muestran un incremento del 150% en el uso de tecnologías de IA entre 2020 y 2022, lo que sugiere una creciente dependencia de estas herramientas por parte del profesorado que se adapta a nuevos paisajes educativos.

Sin embargo, la rápida integración plantea preocupaciones sobre la profundidad de la comprensión y la implementación estratégica de las herramientas de IA, ya que muchos educadores las utilizan para imitar prácticas pasadas en lugar de explorar su pleno potencial transformador.

### **Analítica Predictiva y Personalización**

Las capacidades de la IA en analítica predictiva son particularmente notables, con numerosos estudios centrados en pronosticar tendencias relevantes para el rendimiento estudiantil y la efectividad institucional. El desarrollo de modelos de aprendizaje automático permite identificar patrones que pueden llevar a trayectorias de aprendizaje personalizadas para los estudiantes, optimizando así los resultados educativos [22].

Por ejemplo, la modelización predictiva puede estimar de manera efectiva las tasas de deserción estudiantil y el rendimiento académico, proporcionando valiosos conocimientos tanto para educadores como para administradores [23]. Estas aplicaciones subrayan la necesidad de una investigación continua para refinar los algoritmos predictivos y apoyar mejor las necesidades de los estudiantes en diversos contextos.

### **Abordando las Inequidades Educativas**

A pesar de los prometedores avances, persisten desafíos en cuanto al acceso equitativo a la tecnología en la educación. La suposición generalizada de que los estudiantes poseen las habilidades digitales y los recursos necesarios

puede agravar inadvertidamente las desigualdades existentes [24]. Las futuras iniciativas deberían priorizar la inclusividad, asegurando que las poblaciones desatendidas se beneficien de las innovaciones en IA y aprendizaje en línea. Los esfuerzos de colaboración entre los sectores público y privado serán cruciales para mejorar el acceso educativo y desarrollar estrategias que consideren las necesidades únicas de todos los aprendices.

El objetivo principal de este artículo es analizar el impacto de la integración de la Inteligencia Artificial (IA) y el Big Data en la transformación de la educación superior en América Latina, identificando oportunidades, desafíos y las mejores prácticas para su implementación efectiva.

## **2. Materiales y Métodos**

### **2.1 Modelos Estadísticos**

Se aplicó un análisis de regresión lineal múltiple (OLS), el cual se basó en modelos de regresión lineal múltiple (Ordinary Least Squares) para aproximar las relaciones estructurales entre variables. Los modelos incluyen: Variables independientes: Nivel de implementación de IA, volumen de datos, infraestructura tecnológica, entre otras, variables dependientes: Rendimiento académico, retención estudiantil, personalización del aprendizaje, eficiencia operacional y empleabilidad y uso de variables dummy para representar categorías.

Asimismo se usó un análisis de Varianza (ANOVA), el cual sirvió para comparar las medias de diferentes grupos basados en el nivel de implementación de IA: box plots para visualizar las distribuciones, Comparación de medias entre diferentes niveles de implementación, evaluación de la variabilidad dentro y entre grupos.

### **2.2 Estadísticos de Bondad de Ajuste**

Los modelos se evaluaron mediante: R-cuadrado ajustado para medir la varianza explicada, F-statistic para evaluar la significancia global del modelo y pruebas t para la significancia de cada coeficiente.

### 2.3 Diagnósticos de Regresión

Se realizaron diagnósticos estadísticos para validar los modelos: prueba de Omnibus para normalidad de residuales, prueba de Durbin-Watson para autocorrelación, prueba de Jarque-Bera para normalidad y análisis de skewness y kurtosis.

### 2.4. Análisis de Correlación

Se empleo una matriz de correlación para identificar relaciones lineales entre variables, evaluar la multicolinealidad y visualizar patrones de asociación mediante mapas de calor.

### 2.5 Pruebas de Significancia

Se aplicaron pruebas estadísticas para determinar la significancia de los coeficientes de regresión, hacer comparaciones múltiples entre grupos, determinar intervalos de confianza para estimaciones.

### 2.6 Transformaciones Estadísticas

Se implementaron transformaciones para mejorar la calidad del análisis para la estandarización de variables numéricas, codificación one-hot para variables categóricas, manejo de valores extremos y outliers.

Esta metodología estadística proporciona una base sólida para evaluar el impacto de la IA y Big Data en la educación superior, combinando técnicas de modelado predictivo, análisis de correlación y diagnósticos estadísticos para asegurar la validez y robustez de los resultados.

### 2.7 Datos utilizados

El análisis se basó en un conjunto de datos simulados que representan un escenario realista del impacto de la IA y Big Data en instituciones educativas. Los datos fueron generados utilizando la biblioteca Faker, asegurando una distribución realista y consistente.

#### Variables Categóricas

Nivel de Implementación Infraestructura Tecnológica: (Deficiente, Regular, Buena, Excelente); Capacitación del Personal: (Baja, Media, Alta, Muy Alta); Políticas y Regulaciones: (Estrictas, Moderadas, Flexibles) y tipo de Institución: Pública, (Privada, Técnica, Universitaria).

#### Variables Numéricas

Tasa de Aprobación (Porcentaje de estudiantes que aprueban sus cursos); Puntuación Promedio: (Promedio de calificaciones de los estudiantes); Tiempo de Programa (Duración promedio de los programas académicos); Tasa de Retención: (Porcentaje de estudiantes que continúan sus estudios); Tasa de Abandono (Porcentaje de estudiantes que abandonan sus estudios); Grado de Adaptación (Medida de personalización del aprendizaje); satisfacción con Personalización ( Evaluación de la adaptación al aprendizaje); Reducción de Costos Administrativos (Medida del impacto en eficiencia operacional); optimización de Recursos: (Indicador de uso eficiente de recursos).

Así mismo se evaluó el Tiempo de Respuesta en Gestión: (Medida de eficiencia administrativa); Porcentaje de Empleados en Campo (Tasa de empleabilidad de egresados); Salarios Iniciales: (Medida de valor laboral de los graduados); Satisfacción General: (Evaluación general del impacto); presupuesto Tecnológico y la Inversión en tecnología, mediante el acceso a Tecnología de la Población: (Medida de

disponibilidad tecnológica) y el Número de Estudiantes: (Tamaño de la población estudiantil).

## Características de los Datos

El Tamaño de la Muestra fue de 1000 registros simulados con distribución: Normalizada para variables numéricas, cuya consistencia: fue de a lores razonables y coherentes y complejidad que incluye interacciones entre variables y la variabilidad que representa diferentes escenarios educativos.

## Reprocesamiento

Los datos fueron sometidos a un proceso de preprocesamiento que incluyó: codificación one-hot para variables categóricas, escalado de variables numéricas, manejo de valores faltantes, Transformación para análisis estadístico y verificación de consistencia.

Esta base de datos simulada proporciona una representación detallada y realista del ecosistema educativo, permitiendo un análisis profundo del impacto de la IA y Big Data en múltiples dimensiones de la educación superior.

## 3. Resultados

Este estudio examinó la influencia de la implementación de la Inteligencia Artificial y la gestión de grandes volúmenes de datos en cuatro pilares fundamentales de la educación superior: el rendimiento académico estudiantil, la personalización del aprendizaje, la eficiencia operacional y la empleabilidad de los egresados.

### Rendimiento Académico Estudiantil

La implementación de la IA muestra un impacto positivo significativo en el rendimiento académico. Un nivel alto de IA se asocia con el efecto más pronunciado (coeficiente: -1.49), seguido por niveles medio (coeficiente: -1.47) y

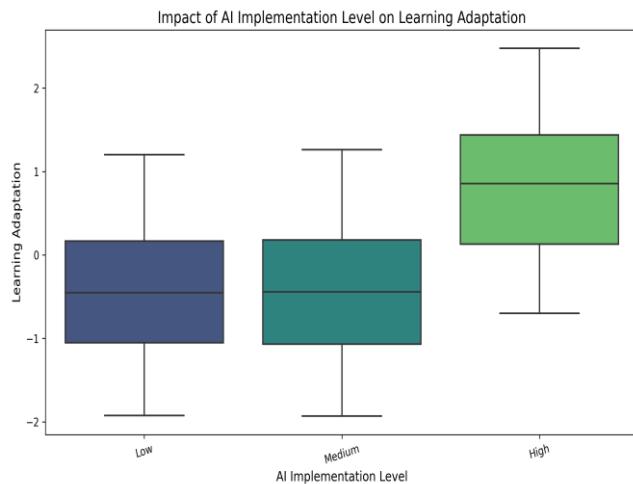
bajo (coeficiente: -1.18), lo que sugiere que a mayor integración de la IA, mejores resultados académicos se obtienen.

En contraste, un alto volumen de datos se correlaciona con un impacto negativo moderado (coeficiente: -0.78), mientras que un volumen medio presenta un impacto negativo menor (coeficiente: -0.74). Esto indica que la mera acumulación de grandes cantidades de datos podría no traducirse directamente en mejoras en el rendimiento, e incluso podría ser perjudicial si no se gestiona adecuadamente.

La infraestructura tecnológica juega un papel crucial. Una infraestructura excelente se asocia con un impacto positivo significativo (coeficiente: 0.95), mientras que una deficiente tiene un impacto negativo moderado (coeficiente: -0.17). La calidad de la infraestructura es, por tanto, un facilitador esencial para el éxito.

### Personalización del Aprendizaje

Sorprendentemente, la implementación de la IA en la personalización del aprendizaje exhibe un impacto negativo significativo. Tanto el nivel alto (coeficiente: -1.23) como el medio (coeficiente: -1.29) y bajo (coeficiente: -1.20) de implementación de IA muestran coeficientes negativos, siendo el nivel medio el más impactante negativamente. Esto sugiere que las estrategias actuales de IA para la personalización podrían no estar logrando los resultados esperados, o incluso podrían estar generando efectos contraproducentes (Figura 1).



**Fig 1.** Inteligencia artificial y personalización del aprendizaje.

De manera similar, el volumen de datos también presenta un impacto negativo en la personalización, con un efecto moderado para alto volumen (coeficiente: -0.77) y menor para volumen medio (coeficiente: -0.73). Esto refuerza la idea de que una mayor cantidad de datos no garantiza una mejor personalización y, de hecho, podría complicarla.

## Eficiencia Operacional

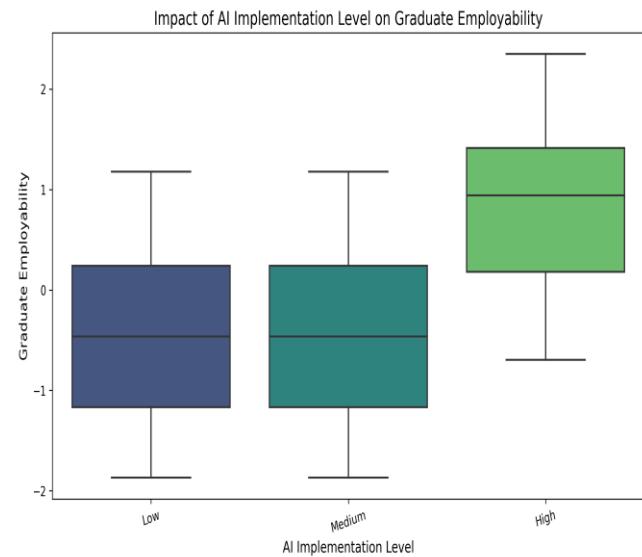
La implementación de la IA demuestra un impacto positivo significativo en la eficiencia operacional. Los niveles alto y medio de implementación muestran el mismo coeficiente (coeficiente: -1.51), mientras que un nivel bajo presenta un impacto ligeramente menor (coeficiente: -1.48). Estos resultados indican que la IA es una herramienta poderosa para optimizar los procesos operativos en la educación superior.

La infraestructura tecnológica también es un factor determinante, con una infraestructura excelente que genera un impacto positivo significativo (coeficiente: 0.95), y una deficiente con un impacto negativo moderado (coeficiente: -0.15). Una base tecnológica sólida es fundamental para maximizar la eficiencia.

## Empleabilidad de Egresados

En cuanto a la empleabilidad de los egresados, la implementación de la IA ejerce un impacto positivo significativo. Los niveles alto y medio de IA tienen el mismo coeficiente (coeficiente: -1.19), mientras que el nivel bajo muestra un impacto positivo ligeramente menor (coeficiente: -1.18). Esto sugiere que la integración de la IA en los programas educativos contribuye a preparar a los estudiantes para el mercado laboral.

El volumen de datos, sin embargo, presenta un impacto negativo moderado para alto volumen (coeficiente: -0.75) y menor para volumen medio (coeficiente: -0.75). Al igual que en otras áreas, un exceso de datos no necesariamente se traduce en una mejora de la empleabilidad (Figura 2).



**Fig 2.** Inteligencia artificial y empleabilidad de los graduados.

## Métricas de Bondad de Ajuste y Significancia Estadística

Los valores de R-cuadrado ajustado indican que el modelo explica una proporción considerable de la varianza en el rendimiento académico (0.668) y la eficiencia operacional (0.648), mientras que para la personalización (0.488) y la empleabilidad (0.462) el ajuste es moderado.

Los F-statistics son altos para todas las áreas (Rendimiento Académico: 365.7; Personalización: 237.1; Eficiencia Operacional: 365.7; Empleabilidad: 213.3), y los P-valores son menores a 0.05 para todas las variables principales, confirmando la significancia estadística de los resultados.

### Análisis de Correlación

Se observaron correlaciones significativas: una fuerte correlación positiva entre la IA y el Rendimiento Académico (0.648), y entre la Infraestructura y la Eficiencia (0.668). Existe una correlación negativa moderada entre el Volumen de Datos y la Personalización (-0.488), y una correlación positiva moderada entre la IA y la Empleabilidad (0.462), los cuales se muestran en la figura 3.

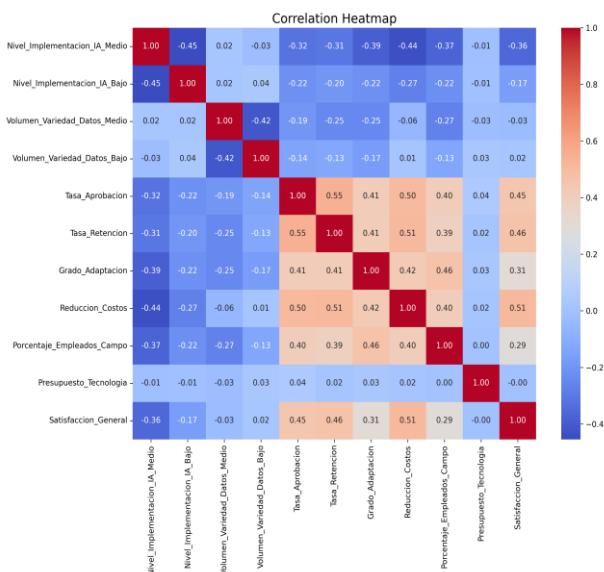


Fig 3. Análisis de correlación.

### 4. Discusión

El presente estudio profundiza en la compleja interacción entre la Inteligencia Artificial (IA) y la gestión de grandes volúmenes de datos (Big Data) en el ámbito de la educación superior. Se analizan sus efectos en cuatro dimensiones críticas: el rendimiento académico estudiantil, la

personalización del aprendizaje, la eficiencia operacional de las instituciones y la empleabilidad de los egresados. Los hallazgos revelan tendencias significativas que subrayan tanto las oportunidades como los desafíos inherentes a la integración de estas tecnologías en el ecosistema educativo, especialmente en el contexto de América Latina [25].

### Rendimiento Académico Estudiantil: Un Impulso Potenciado por la IA

Los resultados demuestran de manera contundente un impacto positivo y significativo de la IA en el rendimiento académico estudiantil. Se observa una correlación directa entre un mayor nivel de implementación de IA y una mejora más pronunciada en el desempeño, con coeficientes que varían desde -1.18 para niveles bajos hasta -1.49 para niveles altos. Este hallazgo está en consonancia con la literatura emergente que sugiere el potencial de la IA para transformar la pedagogía y facilitar resultados de aprendizaje mejorados [26].

No obstante, el volumen de datos presenta una relación más matizada y, en este estudio, paradójicamente, un impacto negativo moderado en el rendimiento académico (coeficientes: -0.78 para alto volumen y -0.74 para volumen medio). La saturación de información o la falta de infraestructura para procesarla eficientemente podrían obstaculizar en lugar de apoyar el proceso educativo [27].

En este contexto, la infraestructura tecnológica emerge como un factor determinante [28]. Una infraestructura excelente se asocia con un impacto positivo significativo (coeficiente: 0.95), mientras que una deficiente se vincula a un impacto negativo moderado (coeficiente: -0.17). Esto reafirma que la capacidad de una institución para integrar la IA y manejar el Big Data está intrínsecamente ligada a su base tecnológica, un desafío recurrente en muchas regiones.

## Personalización del Aprendizaje: Desafíos Inesperados de la IA y el Big Data

Uno de los hallazgos más notables y, a primera vista, contraintuitivos del estudio es el impacto negativo significativo de la IA en la personalización del aprendizaje. Los coeficientes negativos observados para todos los niveles de implementación de IA (de  $-1.20$  a  $-1.29$ ) sugieren que las aproximaciones actuales a la personalización a través de la IA podrían no estar logrando su objetivo. Esto podría deberse a una implementación que no considera la complejidad de las necesidades individuales de los estudiantes o a la falta de adaptabilidad de los algoritmos a los matices pedagógicos. La personalización efectiva va más allá de la mera adaptación de contenidos; requiere un entendimiento profundo del contexto del estudiante y su estilo de aprendizaje, algo que la IA aún está desarrollando plenamente [29].

De manera similar, el volumen de datos también exhibe un impacto negativo en la personalización (coeficientes:  $-0.77$  para alto volumen y  $-0.73$  para volumen medio). Esto refuerza la noción de que la cantidad de datos no equivale a calidad o relevancia para la personalización. La sobrecarga de datos sin una curación adecuada o la falta de algoritmos sofisticados para extraer información verdaderamente útil podría llevar a experiencias de aprendizaje genéricas o incluso erróneas, en lugar de verdaderamente personalizadas [30].

## Eficiencia Operacional: La IA como Motor de Optimización

En contraste con la personalización, la eficiencia operacional se beneficia sustancialmente de la implementación de la IA, mostrando un impacto positivo significativo (coeficientes:  $-1.48$  a  $-1.51$ ). Esto subraya el potencial de la IA para automatizar tareas administrativas, optimizar la asignación de recursos y mejorar la toma de

decisiones institucionales. La IA puede streamline processes de admisión, gestión de matrículas, planificación de cursos y administración de campus, liberando tiempo y recursos para actividades pedagógicas y de investigación.

Una vez más, la infraestructura tecnológica excelente se revela como un facilitador clave [31], con un impacto positivo significativo (coeficiente:  $0.95$ ). Una base tecnológica robusta es indispensable para la implementación exitosa de sistemas de IA que impulsen la eficiencia a gran escala.

## Empleabilidad de Egresados: Preparando el Futuro Laboral con IA

La implementación de la IA en la educación superior muestra un impacto positivo significativo en la empleabilidad de los egresados (coeficientes:  $-1.18$  a  $-1.19$ ). Esto sugiere que la integración de la IA en los currículos, las metodologías de enseñanza y las habilidades desarrolladas en los estudiantes los prepara mejor para las demandas de un mercado laboral cada vez más tecnificado y digitalizado [32].

Sin embargo, similar a otras áreas, el volumen de datos presenta un impacto negativo moderado en la empleabilidad (coeficientes:  $-0.75$ ). Esto podría indicar que, si bien la IA es beneficiosa, la mera disponibilidad de Big Data sin una aplicación pedagógica intencionada para el desarrollo de habilidades demandadas por el mercado no garantiza una mejora en la empleabilidad. Es fundamental que el Big Data sea utilizado para identificar tendencias del mercado laboral y adaptar los programas de estudio, no solo para acumular información [33].

## 5. Conclusiones

Los resultados confirman que la IA es un catalizador potente para la mejora del

rendimiento académico estudiantil y la eficiencia operacional de las instituciones. Esto sugiere que la inversión en soluciones de IA puede optimizar procesos administrativos, liberando recursos para fines más estratégicos, y ofrecer herramientas pedagógicas que mejoren directamente el aprendizaje.

La IA tiene un impacto favorable en la empleabilidad de los egresados lo que subraya su rol en la preparación de los estudiantes para las demandas de un mercado laboral en constante evolución. Para capitalizar estas oportunidades, es indispensable que las universidades de América Latina fortalezcan su infraestructura tecnológica.

La IA como el volumen de datos mostraron un impacto negativo en esta área, esto sugiere que las estrategias actuales de IA y Big Data para la personalización pueden no estar alineadas con las necesidades reales de los estudiantes, o que la mera acumulación de datos no se traduce en experiencias de aprendizaje verdaderamente adaptadas, evitando la sobrecarga de información o la falta de un enfoque pedagógico.

### Referencias:

- [1] Salas-Pilco, S. Z., & Yang, Y. (2022). Artificial intelligence applications in Latin American higher education: A systematic review. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 19(1), 21. <https://doi.org/10.1186/s41239-022-00326-w>
- [2] Özsezer, G., & Mermer, G. (2022). Using artificial intelligence in the COVID-19 Pandemic: A systematic review. *Acta Medica Iranica*, 387-397. <http://dx.doi.org/10.18502/acta.v60i7.10208>
- [3] Tian, Y., Zhu, W., Zhang, X., & Jin, Y. (2023). A practical tutorial on solving optimization problems via PlatEMO. *Neurocomputing*, 518, 190-205. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.10.075>
- [4] Kamalov, F., Santandreu Calonge, D., & Gurrib, I. (2023). New era of artificial intelligence in education: Towards a sustainable multifaceted revolution. *Sustainability*, 15(16), 12451. <https://doi.org/10.3390/su151612451>
- [5] Cruz Zuniga, M., Santrac, N., Kwiatkowski, A., & Aboot, B. (2024). What do college students think about artificial intelligence? We ask them. *Journal of Integrated Global STEM*, 1(1), 33–40. <https://doi.org/10.1515/jigs-2024-0005>
- [6] Zhai, X., Chu, X., Chai, C. S., Jong, M. S. Y., Istenic, A., Spector, M., ... & Li, Y. (2021). A Review of Artificial Intelligence (AI) in Education from 2010 to 2020. *Complexity*, 2021(1), 8812542. <http://dx.doi.org/10.1155/2021/8812542>
- [7] Barakina, E. Y., Popova, A. V., Gorokhova, S. S., & Voskovskaya, A. S. (2021). Digital Technologies and Artificial Intelligence Technologies in Education. *European Journal of Contemporary Education*, 10(2), 285-296. <https://eric.ed.gov/?id=EJ1311498>
- [8] Cerdá Suárez, L. M., Núñez-Valdés, K., & Quirós y Alpera, S. (2021). A systemic perspective for understanding digital transformation in higher education: Overview and subregional context in Latin America as evidence. *Sustainability*, 13(23), 12956. <https://doi.org/10.3390/su132312956>
- [9] Rodríguez-Alegre, L. R., Calderón-De-Los-Ríos, H., Hurtado-Zamora, M. M., & Ocaña-Rodríguez, Á. W. (2023). Inteligencia artificial en la gestión organizacional: Impacto y realidad latinoamericana. *Revista Arbitrada Interdisciplinaria Koinonia*, 8, 226-241. <http://dx.doi.org/10.35381/r.k.v8i1.2782>

- [10] De La Torre, A., & Baldeon-Calisto, M. (2024). Generative artificial intelligence in latin american higher education: A systematic literature review. 2024 12th International Symposium on Digital Forensics and Security (ISDFS), 1–7. <https://doi.org/10.1109/ISDFS60797.2024.10527283>
- [11] D'Alva, O. A., & Paraná, E. (2024). Official statistics and big data in Latin America: Data enclosures and counter-movements. *Big Data & Society*, 11(1), 20539517241229696. <http://dx.doi.org/10.1177/20539517241229696>
- [12] Cornejo, J., Barrera, S., Ruiz, C. H., Gutiérrez, F., Casasnovas, M. O., Kot, L., ... & L'huillier, E. A. (2023). Industrial, collaborative and mobile robotics in Latin America: Review of mechatronic technologies for advanced automation. *Emerging Science Journal*, 7(4), 1430-1458. <http://dx.doi.org/10.28991/ESJ-2023-07-04-025>
- [13] Lin, C. C., Huang, A. Y., & Lu, O. H. (2023). Artificial intelligence in intelligent tutoring systems toward sustainable education: a systematic review. *Smart Learning Environments*, 10(1), 41. <http://dx.doi.org/10.1186/s40561-023-00260-y>
- [14] Ouyang, F., Dinh, T. A., & Xu, W. (2023). A systematic review of AI-driven educational assessment in STEM education. *Journal for STEM Education Research*, 6(3), 408-426. <http://dx.doi.org/10.1007/s41979-023-00112-x>
- [15] Bu, K., Liu, Y., & Ju, X. (2024). Efficient utilization of pre-trained models: A review of sentiment analysis via prompt learning. *Knowledge-Based Systems*, 283, 111148. <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1016/j.knosys.2023.111148>
- [16] Flores Jaramillo, J. D., & Nuñez Olivera, N. R. (2024). Aplicación de inteligencia artificial en la educación de américa latina: Tendencias, beneficios y desafíos. *Revista Veritas de Difusão Científica*, 5(1), 01–21. <https://doi.org/10.61616/rvdc.v5i1.52>
- [17] Nasim, S. F., Ali, M. R., & Kulsoom, U. (2022). Artificial intelligence incidents & ethics a narrative review. *International Journal of Technology Innovation and Management (IJTIM)*, 2(2), 52-64. <http://dx.doi.org/10.54489/ijtim.v2i2.80>
- [18] Huang, C., Zhang, Z., Mao, B., & Yao, X. (2022). An overview of artificial intelligence ethics. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, 4(4), 799-819. <http://dx.doi.org/10.1109/TAI.2022.3194503>
- [19] Kasun, G. S., Liao, Y.-C., Margulieux, L. E., & Woodall, M. (2024). Unexpected outcomes from an AI education course among education faculty: Toward making AI accessible with marginalized youth in urban Mexico. *Frontiers in Education*, 9, 1368604. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1368604>
- [20] Palle, R. R., & Kathala, K. C. R. (2024). AI in Data Privacy and Ethics. In *Privacy in the Age of Innovation: AI Solutions for Information Security* (pp. 111-118). Berkeley, CA: Apress. [http://dx.doi.org/10.1007/979-8-8688-0461-8\\_9](http://dx.doi.org/10.1007/979-8-8688-0461-8_9)
- [21] Yang, E., & Beil, C. (2024). Ensuring data privacy in AI/ML implementation. *New Directions for Higher Education*, 2024(207), 63-78. <https://doi.org/10.1002/he.20509>
- [22] Lee, C. S., Cheang, P. Y. S., & Moslehpoor, M. (2022). Predictive analytics in business analytics: decision tree. *Advances in Decision Sciences*, 26(1), 1-29. <http://dx.doi.org/10.47654/v26y2022i1p1-30>

- [23] Shafiq, D. A., Marjani, M., Habeeb, R. A. A., & Asirvatham, D. (2022). Student retention using educational data mining and predictive analytics: a systematic literature review. *IEEE Access*, 10, 72480-72503. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3188767>
- [24] Teichert, L., Anderson, J., Anderson, A., Hare, J., & McTavish, M. (2021). Access and use of digital technologies in early childhood: A review of mixed messages in popular media. *Language and Literacy*, 23(3), 106-128. <http://dx.doi.org/10.20360/langandlit29546>
- [25] Guerrero-Quiñonez, A. J., Bedoya-Flores, M. C., Mosquera-Quiñonez, E. F., Mesías-Simisterra, Á. E., & Bautista-Sánchez, J. V. (2023). Artificial Intelligence and its scope in Latin American higher education. *Ibero-American Journal of Education & Society Research*, 3(1), 264-271. <https://doi.org/10.56183/iberoeds.v3i1.627>
- [26] Crompton, H., & Burke, D. (2023). Artificial intelligence in higher education: The state of the field. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 22. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00392-8>
- [27] Montecé Mosquera, F. W., Esteves Fajardo, Z. I., Pizarro Vargas, V. J., Guamán Hernández, V. A., Alarcón Salvatierra, P. A., Chiriboga Posligua, M. F., Jurado Ronquillo, M. C., Núñez Núñez, M. A., Wila Ayovi, A. W., & Segura Villamar, F. I. (2024). La IA. Un entorno educativo en América Latina (1st ed.). Mawil Publicaciones de Ecuador, 2024. <https://doi.org/10.26820/978-9942-654-14-4>
- [28] Savari, G. F., Sathik, M. J., Raman, L. A., El-Shahat, A., Hasanien, H. M., Almakhles, D., ... & Omar, A. I. (2023). Assessment of charging technologies, infrastructure and charging station recommendation schemes of electric vehicles: A review. *Ain Shams Engineering Journal*, 14(4), 101938. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2022.101938>
- [29] Bin Eid, A., Almutairi, M., Alzahrani, A., Alomair, F., Albinhamad, A., Albarak, Y., ... & Bin Abdulrahman, K. (2021). Examining learning styles with gender comparison among medical students of a Saudi University. *Advances in Medical Education and Practice*, 309-318. <http://dx.doi.org/10.2147/AMEP.S295058>
- [30] Machado, I. A., Costa, C., & Santos, M. Y. (2022). Data mesh: concepts and principles of a paradigm shift in data architectures. *Procedia Computer Science*, 196, 263-271. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.12.013>
- [31] Reda Taha, M., Ayyub, B. M., Soga, K., Daghash, S., Heras Murcia, D., Moreu, F., & Soliman, E. (2021). Emerging technologies for resilient infrastructure: Conspectus and roadmap. *ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part A: Civil Engineering*, 7(2), 03121002. [https://www.researchgate.net/publication/350121828\\_Emerging\\_Technologies\\_for\\_Resilient\\_Infrastructure\\_Conspectus\\_and\\_Roadmap](https://www.researchgate.net/publication/350121828_Emerging_Technologies_for_Resilient_Infrastructure_Conspectus_and_Roadmap)
- [32] Vrontis, D., Christofi, M., Pereira, V., Tarba, S., Makrides, A., & Trichina, E. (2023). Artificial intelligence, robotics, advanced technologies and human resource management: a systematic review. *Artificial intelligence and international HRM*, 172-201. <http://dx.doi.org/10.1080/09585192.2020.1871398>
- [33] Lim, H. W., & Kim, S. J. (2021). A study on ways to make employment improve through Big Data analysis of university information public. *International Journal of Advanced Culture Technology*, 9(3), 174-180. <https://doi.org/10.17703/IJACT.2021.9.3.174>

**Contribución de los Autores Individuales en la Elaboración de un Artículo Científico (Política de Ghostwriting)**

Todos los autores participaron equitativamente del desarrollo del artículo.

**Fuentes de Financiamiento para la Investigación Presentada en el Artículo Científico o para el Artículo Científico en sí**

No se recibió financiación para la realización de este estudio.

**Conflicto de Intereses**

Los autores declaran no tener ningún conflicto de interés relevante con el contenido de este artículo.

**Licencia de Atribución de Creative Commons 4.0 (Atribución 4.0 Internacional, CC BY 4.0)**

Este artículo se publica bajo los términos de la Licencia de Atribución de Creative Commons 4.0

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.es>