



REPÚBLICA DEL ECUADOR

UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

FACULTAD DE POSGRADO

**PROYECTO DE INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE:**

Magíster en Gestión de Proyectos

TEMA:

Impacto de la Inteligencia Artificial en la Gestión de la Educación Superior en las
Universidades de Ecuador

Autor:

Verónica Janeth Suárez Matamoros

Director:

Ing. Omar Orlando Franco Arias, PhD.

Milagro, 2024

Derechos de autor

Sr. Dr.
Fabricio Guevara Viejó
Rector de la Universidad Estatal de Milagro
Presente.

Yo, **Verónica Janeth Suárez Matamoros** en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales de este informe de investigación, mediante el presente documento, libre y voluntariamente cedo los derechos de Autor de este proyecto de desarrollo, que fue realizada como requisito previo para la obtención de mi Grado, de **Magíster en Gestión de Proyectos**, como aporte a la Línea de Investigación **Gestión de proyectos, estrategias de desarrollo** en la Sub Línea de Investigación **Gestión de proyectos y desarrollo sostenible** de conformidad con el Art. 114 del Código Orgánico de la Economía Social de los Conocimientos, Creatividad e Innovación, concedo a favor de la Universidad Estatal de Milagro una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos. Conservo a mi favor todos los derechos de autor sobre la obra, establecidos en la normativa citada.

Así mismo, autorizo a la Universidad Estatal de Milagro para que realice la digitalización y publicación de este Proyecto de Investigación en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

El autor declara que la obra objeto de la presente autorización es original en su forma de expresión y no infringe el derecho de autor de terceros, asumiendo la responsabilidad por cualquier reclamación que pudiera presentarse por esta causa y liberando a la Universidad de toda responsabilidad.

Milagro, 12 de julio del 2024



Firmado electrónicamente por:
**VERÓNICA JANETH
SUÁREZ MATAMOROS**

Verónica Janeth Suárez Matamoros

C.I.: 0926012576

Aprobación del director del trabajo de titulación

Yo, **Omar Orlando Franco Arias** en mi calidad de director del trabajo de titulación, elaborado por **Verónica Janeth Suárez Matamoros**, cuyo tema es **Impacto de la Inteligencia Artificial en la Gestión de la Educación Superior en las Universidades de Ecuador**, que aporta a la Línea de Investigación **Gestión de proyectos, estrategias de desarrollo** en la Sub Línea de Investigación **Gestión de proyectos y desarrollo sostenible**, previo a la obtención del Grado **Magíster en Gestión de Proyectos**. Trabajo de titulación que consiste en una propuesta innovadora que contiene, como mínimo, una investigación exploratoria y diagnóstica, base conceptual, conclusiones y fuentes de consulta, considero que el mismo reúne los requisitos y méritos necesarios para ser sometido a la evaluación por parte del tribunal calificador que se designe, por lo que lo **APRUEBO**, a fin de que el trabajo sea habilitado para continuar con el proceso de titulación de la alternativa de Informe de Investigación de la Universidad Estatal de Milagro.

Milagro, 12 de julio del 2024



firmado electrónicamente por:
**OMAR ORLANDO FRANCO
ARIAS**

Omar Orlando Franco Arias

C.I.: 0915130017

VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO
FACULTAD DE POSGRADO
ACTA DE SUSTENTACIÓN
MAESTRÍA EN GESTIÓN DE PROYECTOS

En la Facultad de Posgrado de la Universidad Estatal de Milagro, a los catorce días del mes de octubre del dos mil veinticuatro, siendo las 09:00 horas, de forma VIRTUAL comparece el/la maestrante, ING. SUAREZ MATAMOROS VERONICA JANETH, a defender el Trabajo de Titulación denominado " **IMPACTO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA GESTIÓN DE LA EDUCACIÓN SUPERIOR EN LAS UNIVERSIDADES EN ECUADOR**", ante el Tribunal de Calificación integrado por: Ph. D. DIAZ MONTENEGRO JOSE ALBERTO, Presidente(a), Tec. ANDOCILLA CABRERA JAIME RODDY en calidad de Vocal; y, Msc GUERRERO IGUASNIA EDINSON JAVIER que actúa como Secretario/a.

Una vez defendido el trabajo de titulación; examinado por los integrantes del Tribunal de Calificación, escuchada la defensa y las preguntas formuladas sobre el contenido del mismo al maestrante compareciente, durante el tiempo reglamentario, obtuvo la calificación de: **97.33** equivalente a: **EXCELENTE**.

Para constancia de lo actuado firman en unidad de acto el Tribunal de Calificación, siendo las 10:00 horas.



JOSE ALBERTO DIAZ
MONTENEGRO

Ph. D. DIAZ MONTENEGRO JOSE ALBERTO
PRESIDENTE/A DEL TRIBUNAL



JAIME RODDY
ANDOCILLA CABRERA

Tec. ANDOCILLA CABRERA JAIME RODDY
VOCAL



EDINSON JAVIER
GUERRERO IGUASNIA

Msc GUERRERO IGUASNIA EDINSON JAVIER
SECRETARIO/A DEL TRIBUNAL



VERONICA JANETH
SUAREZ MATAMOROS

ING. SUAREZ MATAMOROS VERONICA JANETH
MAGISTER

DEDICATORIA

A mi familia, por su apoyo constante. Sus enseñanzas y valores inculcados han sido la base sobre la cual he construido mis sueños y metas. Gracias por creer en mí y darme las herramientas necesarias para alcanzar este logro.

AGRADECIMIENTOS

A mis compañeros, de manera muy especial a aquellos que me acompañaron en cada actividad grupal, su apoyo constante, sus conocimientos y experiencias han enriquecido mi formación académica y personal.

A todas aquellas personas que de una manera u otra han contribuido a mi formación y al desarrollo de esta tesis, les extiendo mi más sincero agradecimiento. Su apoyo y confianza han sido esenciales para alcanzar esta meta.

A todos, ¡muchas gracias!

Resumen

Esta investigación aborda la adopción de la Inteligencia Artificial (IA) en la gestión de la educación superior, centrándose en una universidad ecuatoriana. A través de una metodología que combina análisis cuantitativos y cualitativos, se examinan diversos factores que influyen en la implementación de soluciones de IA y su impacto en la administración universitaria. Los resultados del estudio revelan que el presupuesto asignado a la IA, la capacitación del personal y el grado de automatización de procesos son elementos cruciales que influyen positivamente en la percepción de los beneficios derivados del uso de estas tecnologías. Se destaca que la dimensión de la institución y su nivel de madurez en la utilización de IA moderan significativamente estas relaciones. El análisis cuantitativo muestra que no existen problemas de colinealidad en el modelo estructural, ya que los valores de FIV internos son menores a 5. Además, los valores de R^2 para los constructos endógenos indican un poder explicativo moderado para el impacto percibido de la Inteligencia Artificial en la gestión universitaria (PIG). Por otra parte, el tamaño del efecto muestra que algunos constructos exógenos tienen una relevancia predictiva significativa sobre los constructos endógenos. En particular, se observa que el apoyo institucional y la percepción de la utilidad de la IA son factores determinantes en la adopción de estas tecnologías. El estudio concluye que, aunque existe una variabilidad en el nivel de conocimiento sobre IA entre el personal académico-administrativo, la actitud general hacia la adopción de estas herramientas es positiva. Sin embargo, se identifican desafíos importantes relacionados con la interfaz de usuario, la integración con sistemas existentes, y la necesidad de más soporte técnico y materiales de capacitación. Se destaca la importancia de contar con recursos financieros, políticas institucionales claras, una cultura de innovación, y el compromiso de la alta dirección para promover el uso de Inteligencia Artificial en la gestión universitaria. Finalmente, se plantea la necesidad de realizar estudios adicionales que abarquen una población más amplia para validar y generalizar estos hallazgos en el contexto de la educación superior en Ecuador.

Palabras Clave: inteligencia artificial, gestión administrativa, educación superior, universidades ecuatorianas.

Abstract

This research addresses the adoption of Artificial Intelligence (AI) in the management of higher education, focusing on an Ecuadorian university. Through a methodology that combines quantitative and qualitative analyses, various factors influencing the implementation of AI solutions and their impact on university administration are examined. The study's results reveal that the budget allocated to AI, staff training, and the degree of process automation are crucial elements that positively influence the perception of the benefits derived from using these technologies. It is highlighted that the institution's size and its maturity level in utilizing AI significantly moderate these relationships. Quantitative analysis shows that there are no collinearity issues in the structural model, as the internal VIF values are below 5. Additionally, the R^2 values for the endogenous constructs indicate a moderate explanatory power for the perceived impact of AI on university management (PIG). Moreover, the effect size shows that some exogenous constructs have significant predictive relevance for the endogenous constructs. In particular, institutional support and the perceived usefulness of AI are determining factors in adopting these technologies. The study concludes that although there is variability in the level of AI knowledge among academic-administrative staff, the general attitude towards adopting these tools is positive. However, significant challenges are identified related to user interface, integration with existing systems, and the need for more technical support and training materials. The importance of having financial resources, clear institutional policies, an innovation culture, and the commitment of senior management to promote the use of AI in university management is highlighted. Finally, the need for additional studies covering a broader population to validate and generalize these findings in the context of higher education in Ecuador is proposed.

Keywords: artificial intelligence, administrative management, higher education, Ecuadorian universities.

Lista de Figuras

Figura 1 Modelo teórico de la investigación	33
Figura 2 Constructos, indicadores e hipótesis del modelo de investigación	38
Figura 3 Estimación del modelo path	47

Lista de Tablas

Tabla 1: Operacionalización de variables.....	10
Tabla 2: Variables e indicadores.....	28
Tabla 3 Tipos de Triangulación.....	30
Tabla 4 Consideraciones modelamiento SEM-PLS.....	32
Tabla 5 Índices de ajuste global del modelo.....	33
Tabla 6 Índices para la valoración del modelo de medida.....	34
Tabla 7 Índices para la valoración del modelo estructural.....	36
Tabla 8 Resumen de respuestas recibidas.....	40
Tabla 9 Resumen de índices de ajuste del modelo.....	41
Tabla 10 Fiabilidad individual de indicadores.....	42
Tabla 11 Fiabilidad y validez del constructo.....	43
Tabla 12 Validez convergente.....	43
Tabla 13 Validez discriminante: criterio de Fornell-Larcker.....	44
Tabla 14 Cargas cruzadas del modelo.....	45
Tabla 15 Valores FIV del modelo estructural.....	46
Tabla 16 Coeficientes path (coeficientes de regresión estandarizados).....	47
Tabla 17 Coeficientes de determinación (R^2).....	48
Tabla 18 Tamaño del efecto (f^2).....	48

Lista de Siglas / Acrónimos

α	Alfa de Cronbach
AIN	Apoyo institucional para la adopción de la IA
AVE	Varianza media extraída
CB	Enfoque de Covarianzas
CIA	Conocimiento sobre la IA
f^2	Valoración de los tamaños de los efectos
FIV	Factor de inflación de la varianza
FUP	Facilidad de uso percibida de la IA
M	Media de la muestra
MBC	Modelo basado en análisis las covarianzas
MPLUS	Regresión y análisis de mediación uso
NFI	Índice de ajuste normado
NS	No significativo
O	Muestra original
ODS	Objetivos de Desarrollo Sostenible
OECD	Organización para la cooperación económica y el desarrollo
OLAT	El aprendizaje en línea y la formación
OLS	Mínimos cuadrados ordinales
PATH	Modelos de trayectoria, senderos
ρ_A (rho_A)	Índice dijkstra-henseler's
ρ_c	Fiabilidad compuesta
PIG	Percepción del impacto de la IA
PLS	Mínimos cuadrados parciales
Q^2	Stone-geisser, índice de relevancia predictiva de un modelo PLS
QWL	Calidad de vida laboral
R^2	Valoración del coeficiente de determinación
REL	Relevancia del trabajo
RES	Demostración de resultados
RMS Theta	Medio de la raíz cuadrada de correlación de error
SEM	Modelo de ecuaciones estructurales
SENESCYT	Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación
Sig.	Significancia estadística

SPSS	Paquete software estadístico para las ciencias sociales
SRMR	Normalización de raíz cuadrada media residual
STDEV	Desviación estándar
TAM	Modelo de aceptación de la tecnología
TIC	Tecnología de información y comunicación
UNESCO	Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura
UPI	Utilidad percibida de la IA
URL	Localizador de recursos uniforme

Índice / Sumario

Contenido

Introducción	1
Capítulo I: El problema de la investigación	4
1.1 Planteamiento del problema	4
1.2 Delimitación del problema	6
1.3 Formulación del problema	7
1.4 Preguntas de investigación	7
1.5 Determinación del tema	7
1.6 Objetivos	8
1.6.1 Objetivo general	8
1.6.2 Objetivos específicos	8
1.7 Hipótesis	9
1.8 Declaración de las variables (operacionalización)	9
1.9 Justificación	11
1.10 Alcance y limitaciones	12
Capítulo II: Marco teórico referencial	13
2.1. Marco teórico	13
2.1.1. Antecedentes Históricos	13
2.1.2. Antecedentes referenciales	14
2.2. Marco legal	16
2.3. Marco conceptual	19
Capítulo III: Diseño metodológico	26
3.1. Tipo y diseño de investigación	26
3.2. La población y la muestra	27
3.2.1. Características de la población	27
3.2.2. Delimitación de la población	27
3.3. Los métodos y las técnicas	28
3.3.1. Métodos teóricos	28

3.3.2.	Métodos empíricos.....	28
3.3.3.	Instrumentos	28
3.3.4.	Metodología para validación del modelo preliminar.....	29
3.3.5.	Técnicas.....	31
3.3.6.	Modelo de ecuaciones estructurales con enfoque PLS.....	32
3.3.7.	Valoración del modelo de medida.....	34
3.3.8.	Valoración del modelo estructural.....	35
3.3.9.	Consideraciones éticas.....	37
3.4.	Procesamiento estadístico de la información.....	37
Capítulo IV: Análisis e interpretación de resultados		40
4.1.	Introducción	40
4.2.	Valoración global del modelo.....	41
4.3.	Valoración del modelo de medida.....	42
4.3.1.	Fiabilidad individual de los indicadores.....	42
4.3.2.	Fiabilidad del constructo	43
4.3.3.	Validez convergente	43
4.3.4.	Validez discriminante	44
4.4.	Valoración del modelo estructural - hipótesis	46
4.4.1.	Valoración de la colinealidad	46
4.4.2.	Evaluación de los coeficientes de ruta (hipótesis).....	46
4.4.3.	Valoración del coeficiente de determinación	47
4.4.4.	Valoración de los tamaños de los efectos	48
Capítulo V: Discusión, Conclusiones y Recomendaciones		49
5.1	Discusión	49
5.2	Conclusiones	51
5.3	Recomendaciones	53
Bibliografía		55

Introducción

La Inteligencia Artificial (IA) se puede definir como el campo de estudio que se enfoca en el desarrollo de sistemas y máquinas capaces de ejecutar trabajos que normalmente requieren inteligencia humana, como el aprendizaje, el razonamiento, la resolución de problemas, la percepción y la comprensión del lenguaje natural (Russell & Norvig, 2021).

En los últimos años la Inteligencia Artificial (IA) ha experimentado un crecimiento exponencial con gran impacto en diversos ámbitos, incluida la educación. Zawacki-Richter et al. (2019a) sostienen que, en el sector educativo; específicamente en la educación superior, la IA también está generando cambios importantes en la forma en que se gestionan las universidades, enfrentándose al desafío de adaptarse a esta revolución tecnológica para mantener su relevancia y calidad educativa.

De acuerdo con Aoun (2017), implementar Inteligencia Artificial en la gestión de la educación superior empieza a volverse una tendencia global. Países líderes como Reino Unido, Estados Unidos y China han destinado recursos significativos en la investigación y el desarrollo de soluciones apoyadas en Inteligencia Artificial para lograr la optimización de los procesos académicos y administrativos. Algunas de estas soluciones incorporan asistentes virtuales para asesorar a los estudiantes, sistemas de aprendizaje adaptativo y el análisis de datos para la toma de decisiones.

De esta manera, la aparición de plataformas de aprendizaje en línea apoyadas en inteligencia artificial ha democratizado el acceso a la educación superior. Estas plataformas brindan cursos y programas de alta calidad a estudiantes a nivel mundial, desafiando los modelos de aprendizaje tradicionales. Organizaciones internacionales como el Banco Mundial y la UNESCO promueven el uso de la Inteligencia Artificial en la enseñanza como un instrumento para alcanzar los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) que guardan relación con la educación de calidad (UNESCO, 2019).

El gobierno ecuatoriano reconoce la importancia de la inteligencia artificial aplicada en la educación superior y ha establecido políticas y programas que permitan impulsar la adopción de estas tecnologías. En el Plan Nacional de Desarrollo 2017-2021 se promueve a la Inteligencia Artificial como una prioridad estratégica para el desarrollo del país. Conjuntamente, el Ministerio de Educación ha establecido iniciativas para capacitar a los docentes en el uso de herramientas digitales e Inteligencia Artificial (Secretaría Nacional de Planificación y Desarrollo, 2017).

Sin embargo, el país enfrenta retos en términos de infraestructura tecnológica, acceso a internet de alta velocidad y capacitación especializada en Inteligencia Artificial. En Ecuador, algunas son las universidades que tomaron la iniciativa de explorar el uso de la inteligencia artificial en las áreas de gestión y administración académica, aunque su implementación se mantiene limitada.

Asimismo, otras organizaciones como iniciativa han implementado proyectos piloto e incorporado herramientas de IA en áreas específicas, algunas de estas útiles para la automatización de procesos administrativos o el análisis de datos para tomar decisiones. No obstante, en la actualidad hay universidades que aún no experimentan completamente el potencial de estas tecnologías a causa de las limitaciones presupuestarias, falta de capacitación o resistencia al cambio (Nye, 2015).

Es importante resaltar que el contexto local puede verse influenciado de forma significativa entre las regiones del país, reflejando las diferencias en términos de desarrollo económico, infraestructura tecnológica y acceso a recursos. En las grandes ciudades (Quito, Guayaquil), las universidades podrían tener mayores oportunidades y recursos para implementar soluciones con Inteligencia Artificial, a diferencia de aquellas universidades que se ubican en áreas rurales o menos desarrolladas.

Es de vital importancia entender cómo estas tecnologías en el campo educativo se encuentran transformando los procesos administrativos y académicos en universidades;

también como las posibles implicaciones pedagógicas, éticas, sociales y laborales en el mediano y largo plazo.

El estudio sobre el impacto de la inteligencia artificial en la gestión de las universidades del Ecuador cumple con el propósito de comprender cómo estas tecnologías están revolucionando los procesos académicos y administrativos de las instituciones de educación superior.

Los datos analizados en esta investigación se obtuvieron solo de una universidad, esto podría considerarse una limitante dentro de este estudio para aumentar la validez, pero a futuro se pueden realizar estudios que impliquen una población mayor.

Capítulo I: El problema de la investigación

1.1 Planteamiento del problema

La adopción de soluciones de inteligencia artificial (IA) en la educación superior viene generando grandes transformaciones a nivel global. Según un estudio de la UNESCO (2021), el 65% de las universidades en países desarrollados emplean al menos una herramienta de inteligencia artificial para tareas de enseñanza, aprendizaje, evaluación o gestión académica y administrativa.

Sin embargo, en países en vías de desarrollo este fenómeno aún no ha sido estudiado en profundidad, Ecuador no escapa a esta tendencia; si bien existen algunos informes aislados del uso de chatbots, software de detección de plagio, plataformas de evaluación en línea y otros programas; no se conoce el alcance real de la Inteligencia Artificial en la gestión de las universidades ecuatorianas, tampoco existen datos públicos sobre los resultados o efectividad de estas implementaciones ni estudios que analicen su impacto integral a nivel organizacional.

La falta de información y análisis es un problema, ya que la introducción acelerada de nuevas tecnologías puede tener graves consecuencias éticas y sociales. Por ejemplo, existe el riesgo de automatizar procesos sin las salvaguardas necesarias, lo que traduciría a decisiones sesgadas impactando negativamente a grupos históricamente marginados. De manera similar, no existen directrices claras sobre el uso responsable y prueba de algoritmos en el sector de la educación superior.

Frey & Osborne (2017) indican que, un efecto potencial adverso podría ser la pérdida masiva de empleos administrativos por la automatización de procesos; si bien esto podría significar eficiencias y ahorros para las universidades, el impacto social y laboral debe ser cuidadosamente sopesado en nuestro contexto. Por otro lado, se requiere una vigilancia activa para evitar otros riesgos asociados como fraudes, filtraciones de datos y violación de derechos estudiantiles (Long & Siemens, 2011).

En definitiva, resulta prioritario investigar y entender en profundidad cómo las universidades están implementando Inteligencia Artificial en Ecuador, sus motivaciones para hacerlo, principales aplicaciones en uso, evaluación de resultados iniciales y desafíos encontrados.

Asimismo, es esencial analizar el impacto integral, no sólo funcional sino también ético, social y laboral; sólo así se podrá guiar un desarrollo verdaderamente responsable e incluso de estas tecnologías emergentes en la educación superior del país (Holmes et al., 2019).

Zawacki-Richter et al. (2019a) coinciden en que queda un amplio camino por recorrer para monitorear y encauzar adecuadamente la transformación de la gestión universitaria por efecto de la Inteligencia Artificial en Ecuador, se requieren más datos, investigación contextualizada y la participación de todos los actores involucrados. Esta tesis buscará ser un primer paso en ese largo recorrido, aportando información actualizada y análisis crítico sobre este fenómeno creciente pero aún mal comprendido.

1.2 Delimitación del problema

Impacto de la Inteligencia Artificial en la Gestión de la Educación Superior en las Universidades de Ecuador es un estudio planteado con la siguiente delimitación:

- **Espacio**

En Ecuador, región costa, provincia Los Ríos, en el cantón Babahoyo en la Universidad Técnica de Babahoyo (UTB).

- **Universo**

Docentes universitarios con asignación de horas para realizar actividades de gestión administrativa en la Universidad Técnica de Babahoyo.

- **Línea de investigación**

Gestión de proyectos, estrategias de desarrollo.

- **Sub-línea de investigación:**

Gestión de proyectos y desarrollo sostenible.

- **Nivel de educación:**

Universitario (público).

- **Periodo:**

2024.

1.3 Formulación del problema

¿Cuál es el impacto de la Inteligencia Artificial en la gestión de la educación superior en las universidades de Ecuador?

1.4 Preguntas de investigación

- ¿Cuál es el estado actual del impacto de la Inteligencia Artificial en la gestión de la educación superior en las Universidades en el Ecuador?

- ¿Cuáles son los constructos e indicadores clave que describen la percepción de los docentes universitarios sobre el impacto de la Inteligencia Artificial en la gestión de la educación superior?

- ¿Cuáles son los factores clave que influyen en la percepción de los docentes universitarios sobre el impacto de la Inteligencia Artificial en la gestión de la educación superior?

1.5 Determinación del tema

Impacto de la Inteligencia Artificial en la Gestión de la Educación Superior en las Universidades de Ecuador.

1.6 Objetivos

1.6.1 Objetivo general

Analizar el impacto de la Inteligencia Artificial en la gestión de la educación superior, con un estudio de caso enfocado en la Universidad Técnica de Babahoyo, explorando la percepción de los docentes con roles administrativos y los factores que la influyen.

1.6.2 Objetivos específicos

1. Describir el estado actual sobre el impacto de la Inteligencia Artificial en la gestión de la educación superior en las universidades de Ecuador.

2. Identificar los constructos y los respectivos indicadores que describan la percepción de los docentes con roles administrativos sobre el impacto de la Inteligencia Artificial en la gestión de la educación superior.

3. Determinar los factores claves que influyen en la percepción de los docentes con roles administrativos sobre el impacto de la Inteligencia Artificial en la gestión de la educación superior.

1.7 Hipótesis

H1: El conocimiento sobre la IA (CIA) tiene un efecto positivo en la utilidad percibida de la IA (UPI).

H2: El conocimiento sobre la IA (CIA) tiene un efecto positivo en la facilidad de uso percibida de la IA (FUP).

H3: La utilidad percibida de la IA (UPI) tiene un efecto positivo en la percepción del impacto de la IA (PIG).

H4: La facilidad de uso percibida de la IA (FUP) tiene un efecto positivo en la percepción del impacto de la IA (PIG).

H5: El apoyo institucional para la adopción de la IA (AIN) tiene un efecto positivo en la percepción del impacto de la IA (PIG).

1.8 Declaración de las variables (operacionalización)

En el contexto de este estudio, es fundamental definir y operacionalizar las variables clave que se examinarán para comprender el impacto de la Inteligencia Artificial (IA) en la gestión universitaria ecuatoriana. La operacionalización de variables permite traducir los conceptos teóricos en indicadores observables y medibles, facilitando así su estudio empírico (Hernández Sampieri et al., 2014).

A continuación, se detallarán las variables, sus dimensiones e indicadores de la investigación, estableciendo así un marco claro para la recolección y análisis de datos en el contexto de las universidades ecuatorianas.

Tabla 1: Operacionalización de variables

Variable	Indicadores	Fuente	
Conocimiento sobre IA (CIA)	CIA1	Su nivel de comprensión acerca de los conceptos básicos de la IA es:	(Dwivedi et al., 2021)
	CIA2	Su familiaridad con las aplicaciones de la IA en la educación superior es:	
	CIA3	Su participación en capacitaciones sobre IA es:	
	CIA4	Su conocimiento sobre los riesgos y desafíos de implementar IA en la educación superior es:	
	CIA5	Su nivel de entendimiento sobre los principios éticos y de responsabilidad en el uso de IA es:	
Utilidad percibida de la IA (UPI)	UPI1	El uso de la IA permite mejorar en la eficiencia de los procesos de gestión.	(Davis, 1989)
	UPI2	El uso de la IA permite tomar de decisiones basada en datos.	
	UPI3	El uso de la IA permite la personalización de los servicios educativos.	
	UPI4	El uso de la IA permite generar informes y análisis de datos más precisos.	
	UPI5	El uso de la IA permite predecir tendencias y patrones en el comportamiento de los estudiantes.	
Facilidad de uso percibida de la IA (FUP)	FUP1	Considera que el personal cuenta con las habilidades necesarias para utilizar eficazmente las herramientas de IA.	(Davis, 1989)
	FUP2	Considera que la interfaz de usuario de las herramientas de IA es intuitiva y fácil de aprender.	
	FUP3	Considera que hay facilidad de integrar las soluciones de IA con los sistemas y procesos existentes.	
	FUP4	Considera que la disponibilidad de soporte técnico y la asistencia son suficientes para resolver problemas con las herramientas de IA.	
	FUP5	Considera oportuno la disponibilidad de manuales y materiales de capacitación para el uso de IA.	
Apoyo institucional para la adopción de la IA (AIN)	AIN1	En qué nivel considera importante la asignación de recursos financieros para la adopción de la IA.	(Lai, 2017)
	AIN2	En qué nivel considera importante el desarrollo de políticas y estrategias institucionales para la IA.	
	AIN3	En qué nivel considera importante fomentar de la cultura de innovación y adaptación al cambio.	
	AIN4	En qué nivel de compromiso considera importante que la alta dirección promueva el uso de IA en la gestión universitaria.	
	AIN5	En qué nivel considera importante disponer de programas de capacitación y desarrollo de habilidades en IA para el personal.	
Percepción del impacto de la IA en la gestión universitaria (PIG)	PIG1	En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la calidad de la educación.	(Ocaña-Fernández et al., 2019b)
	PIG2	En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la eficiencia de la gestión universitaria.	
	PIG3	En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la mejora de la experiencia del personal académico.	
	PIG4	En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la optimización de procesos administrativos.	
	PIG5	En qué medida considera usted que la IA puede contribuir a la toma de decisiones más informadas y fundamentadas.	

Nota: Elaboración propia, se miden en escala Likert

1.9 Justificación

La investigación del impacto de la Inteligencia Artificial en la gestión de la educación superior en las universidades de Ecuador es fundamental para aprovechar al máximo las oportunidades que ofrece esta tecnología disruptiva, mejorar la calidad educativa, mantener la competitividad internacional y optimizar los recursos disponibles (Popenici & Kerr, 2017).

Zawacki-Richter et al. (2019a) sostiene que adoptar eficientemente estas tecnologías aportaría a mejorar la calidad de la enseñanza, el progreso de la investigación y la gestión administrativa dentro de las instituciones, así como contribuir en el desarrollo económico y social del país. Teniendo en cuenta a Holmes et al. (2019), utilizar la inteligencia artificial en el campo educativo ofrece una serie de oportunidades como la personalización del aprendizaje, la optimización de los recursos, el perfeccionamiento en la toma de decisiones apoyada en datos y ofrecer una mejor experiencia educativa a los estudiantes.

A medida que más países y universidades de renombre implementan la IA en la educación superior, Ecuador corre el riesgo de quedarse rezagado si no se adapta a esta tendencia. Investigar y comprender el impacto de la Inteligencia Artificial es crucial para que las universidades ecuatorianas puedan mantenerse competitivas a nivel regional y global (Aoun, 2017).

La IA puede favorecer en la optimización de recursos limitados en las instituciones de enseñanza superior, la automatización de tareas repetitivas, y reducir los costos operativos de tal manera que se permita una asignación más eficiente de los recursos humanos y también financieros (Luckin et al., 2016).

Los hallazgos de este estudio suministran información valiosa, podrían utilizarse para impulsar políticas y estrategias a nivel institucional y gubernamental, orientadas a promover el uso efectivo de la Inteligencia Artificial en el campo de la educación superior ecuatoriana.

1.10 Alcance y limitaciones

La presente investigación tiene como alcance a la planta de docentes universitarios con asignación de horas para realizar actividades de gestión administrativa en una universidad estatal en Ecuador.

Una limitante en este estudio podría ser que la población objeto de estudio es restringida, por lo tanto se sugiere abordar investigaciones futuras en este mismo contexto que involucre a más instituciones de educación superior.

Capítulo II: Marco teórico referencial

2.1. Marco teórico

2.1.1. Antecedentes Históricos

El concepto de Inteligencia Artificial (IA) surgió en la década de 1950, y desde entonces, ha experimentado una evolución significativa. En 1956, el término "Inteligencia Artificial" fue acuñado durante la Conferencia de Dartmouth, organizada por John McCarthy, Marvin Minsky, Nathan Rochester y Claude Shannon. Este evento marcó el inicio formal del campo de la IA como disciplina académica (Russell & Norvig, 2021).

A principios de la década de 1980, se produjo un avance significativo en el campo de la Inteligencia Artificial con el desarrollo de los sistemas expertos, programas informáticos diseñados para emular el conocimiento y el razonamiento de expertos humanos en áreas específicas (Durkin, 1994).

En los años 90, se introdujo el concepto de aprendizaje automático (machine learning), una rama de la IA que se enfoca en el desarrollo de algoritmos y sistemas capaces de aprender y mejorar automáticamente a partir de datos (Mitchell, 1997).

En la década del 2000, la IA experimentó un resurgimiento impulsado por el aumento en la capacidad de procesamiento de datos y el desarrollo de redes neuronales profundas (deep learning), lo que permitió avances significativos en áreas como el reconocimiento de voz, la visión por computadora y el procesamiento del lenguaje natural (Goodfellow et al., 2016).

El progreso de la Inteligencia Artificial ha impactado numerosos sectores, incluida la educación superior. Se están explorando aplicaciones en áreas como la enseñanza

personalizada, la evaluación automática, la gestión académica y la investigación asentada en datos (Zawacki-Richter et al., 2019a).

Los avances históricos de la gestión educativa y los desarrollos teóricos de la Inteligencia Artificial son pilares básicos para comprender el alcance y las implicaciones de este estudio. Autores como Peters et al. (2006) destacan la evolución de las instituciones educativas hacia entidades más complejas, con énfasis creciente en la eficiencia y la adaptación a los cambios.

En paralelo, las contribuciones teóricas de (Russell & Norvig, 2021) sobre la IA proporcionan una base conceptual sólida para explorar cómo estas soluciones tecnológicas pueden transformar la toma de decisiones y la operación diaria en el ámbito académico.

Las universidades ecuatorianas afrontan varios desafíos en términos de recursos limitados, diversidad estudiantil y la necesidad de garantizar una educación accesible y de calidad. En este contexto, implementar efectivamente la Inteligencia Artificial en la gestión educativa podría simbolizar una oportunidad estratégica para superar barreras y mejorar la eficiencia operativa.

2.1.2. Antecedentes referenciales

La evolución de la educación superior en Ecuador ha estado marcada por transformaciones significativas a lo largo del tiempo. Comprender esta evolución es esencial para contextualizar los desafíos y oportunidades actuales que enfrenta la gestión educativa en las universidades del país.

A nivel global, la adopción de inteligencia artificial en la educación superior ha crecido rápidamente en la última década. De las universidades en países desarrollados, el 65% ya

emplea al menos una herramienta de Inteligencia Artificial en sus procesos (UNESCO, 2021). En Europa su implementación es aún mayor, estimada en 76% para 2025 (OECD, 2019).

En América Latina la adopción está rezagada, pero se acelera velozmente: el mercado de EdTech con Inteligencia Artificial pasó de USD 500 millones en 2019 a 800 millones en 2021, con proyecciones de superar USD 2 mil millones para 2025 (BID, 2021). Brasil y México concentran la mayor inversión actual, con foco en automatización de procesos administrativos y seguridad de datos.

Sobre Ecuador, un estudio del IESALC (2022) relevó al menos 12 universidades que ya aplican IA para minería de datos, tutoría virtual y detección de plagio. Esto se complementa con iniciativas públicas como el proyecto de asistente virtual lanzado por la Secretaría de Educación Superior en 2021 para automatizar consultas (SENESCYT, 2022).

Sin embargo, Okoye et al. (2023) advierten que la investigación académica sobre implementaciones de IA en universidades latinoamericanas aún es incipiente. Se requieren más datos y análisis contextualizados para formular recomendaciones de política pública ajustadas a la realidad regional.

2.2. Marco legal

Ecuador no cuenta con una legislación nacional exclusiva que regule la implementación de Inteligencia Artificial en las instituciones educativas de nivel superior (Asamblea Nacional, 2008). La Ley Orgánica de Educación Superior (LOES) en su última modificación vigente en el 2018 no aborda aspectos tecnológicos modernos como los algoritmos, aprendizaje de máquinas o protección de datos en entornos virtuales (CES, 2010).

Sin embargo, existen varias leyes y regulaciones que abordan aspectos relacionados con la Inteligencia Artificial y deberían considerarse en su implementación en el ámbito educativo y otros sectores.

1. Constitución de la República del Ecuador (2008):

Considerando que en la Constitución de la República no se hace referencia de manera específica de la Inteligencia Artificial, si se establecen principios y derechos fundamentales que deben respetarse en el desarrollo e implementación de las soluciones tecnológicas, tales como el derecho a la libertad de acceso a la información y al desarrollo de las tecnologías de la información y comunicación (TIC) como lo menciona esta ley en el artículo 16, y el derecho a la educación dentro del artículo 26 (Asamblea Nacional, 2008).

2. Ley Orgánica de Educación Superior (LOES) (2010):

Normativa encargada de regular el sistema de educación superior en Ecuador, donde se establece en el artículo 35 que “las instituciones de educación superior deben promover la investigación y el desarrollo científico, tecnológico y pedagógico” (CES, 2010), lo cual puede incluir la investigación y desarrollo de tecnologías como la Inteligencia Artificial.

3. Ley Orgánica de Protección de Datos Personales (2021):

Rige los principios y normas para la protección de los datos personales en Ecuador, lo cual es relevante para el desarrollo y uso de sistemas de Inteligencia Artificial que puedan involucrar el procesamiento de datos personales (CONAFIPS, 2021).

4. Ley de Comercio Electrónico, Firmas Electrónicas y Mensajes de Datos (2002):

Aunque es esta ley no contempla abiertamente a la Inteligencia Artificial, regula los aspectos relacionados con las tecnologías de la información y la comunicación, lo que puede ser relevante para el desarrollo e implementación de soluciones basadas en IA (Ministerio de Telecomunicaciones, 2002).

5. Plan Nacional de Desarrollo 2017-2021 "Toda una Vida":

Encargado de reconocer la importancia de la Inteligencia Artificial, en él se establecen lineamientos para su promoción y desarrollo en el país, con visión a impulsar la investigación y la transferencia de conocimientos en el ámbito de la IA, contemplado en la política 5.4.1 de este plan (Secretaría Nacional de Planificación y Desarrollo, 2017).

6. Acuerdo Ministerial No. MINEDUC-MINEDUC-2020-00042-A (2020):

Este acuerdo del Ministerio de Educación establece lineamientos para la implementación de la Inteligencia Artificial en el sistema educativo nacional, incluyendo la educación superior (Ministerio de Educación, 2020).

Es importante destacar que debido a la naturaleza disruptiva y en constante evolución de la Inteligencia Artificial, es probable que se desarrollen regulaciones más específicas en el futuro para abordar los desafíos éticos, legales y sociales que surjan en torno a esta tecnología.

Situación similar ocurre en varios países de América Latina, donde recién hay debates exploratorios sobre marcos regulatorios en IA o leyes aún no implementadas (Hernandez-de-Menendez et al., 2019; UNESCO, 2021b). Según IESALC (2022) esta falta de guías éticas y jurídicas claras en la región genera riesgos de automatización improvisada sin salvaguardas ante posibles sesgos algorítmicos.

En contraste, en Europa ya hay leyes específicas que rigen el uso de datos, transparencia algorítmica y derechos de usuarios de IA en educación superior, como respuesta a los escándalos de filtración de datos académicos y prácticas discriminatorias en admisiones universitarias automatizadas (Parlamento Europeo, 2024).

Ecuador podría inspirarse en estos esfuerzos internacionales y proponer una política integral con enfoque en equidad, donde la Inteligencia Artificial sea un medio y no un fin. Mayor investigación contextualizada resulta clave para fundamentar futuras regulaciones o estándares éticos locales.

El marco normativo y ético juega un papel fundamental en la adopción de la Inteligencia Artificial en la educación superior. Es necesario establecer regulaciones claras que aborden cuestiones de privacidad, seguridad y responsabilidad ética (Zawacki-Richter et al., 2019a).

2.3. Marco conceptual

La convergencia de la Inteligencia Artificial (IA) y la gestión de la educación superior ha emergido como un tema de relevancia crítica en el contexto de las universidades en Ecuador. En un mundo caracterizado por rápidos avances tecnológicos, las instituciones académicas enfrentan la imperiosa necesidad de adaptarse y aprovechar las oportunidades que la IA ofrece para transformar la gestión educativa.

Ramírez Gallegos (2016) manifiesta que la educación superior en Ecuador, al igual que en otras partes del mundo, se encuentra inmersa en un entorno dinámico y desafiante. El aumento en la demanda de educación superior, combinado con la diversificación de las modalidades de enseñanza y la necesidad de una gestión eficiente, plantea interrogantes cruciales para las universidades.

En este contexto, la Inteligencia Artificial surge como una herramienta clave que puede catalizar transformaciones significativas en la gestión educativa, mejorando tanto la eficiencia operativa como la calidad de la experiencia estudiantil.

2.3.1. Inteligencia Artificial (IA)

La Inteligencia Artificial, en el contexto de esta investigación, se refiere a la capacidad de los sistemas informáticos para realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana. ,Russell & Norvig (2021), definen la Inteligencia Artificial como "el estudio de cómo hacer que las computadoras realicen tareas que, en este momento, los humanos hacen mejor". La IA abarca desde la automatización de procesos simples hasta la simulación de procesos de pensamiento complejos, utilizando algoritmos y modelos matemáticos.

Para Lee et al. (2024), la Inteligencia Artificial está transformando la educación superior, aspectos como la evaluación de aprendizajes, retroalimentación a estudiantes,

detección de plagio, apoyo a la investigación, admisiones, aprendizaje personalizado y automatización de procesos administrativos. Asimismo, se prevé que revolucione los modelos pedagógicos y la gestión universitaria en su conjunto.

Akinwalere & Ivanov (2022), definen a la inteligencia artificial (IA) como "la simulación de procesos de inteligencia humana en las máquinas programadas para pensar como humanos y reproducir sus acciones". En específico, el machine learning y el procesamiento de lenguaje natural han permitido grandes avances y aplicaciones de IA en diversas áreas.

De acuerdo con Zawacki-Richter et al. (2019a), esta revolución será tan profunda como la provocada por la imprenta en su momento. Pondrá en tensión conceptos arraigados como currículo estandarizado, credenciales fijas de graduación y hasta la estructura tradicional de facultades y especialidades.

Sin embargo, otros autores advierten que la Inteligencia Artificial podría profundizar sesgos y brechas educativas al replicar patrones históricos de exclusión si los datos usados para entrenar algoritmos también están sesgados. Vigilar estos riesgos éticos es clave en su integración universitaria.

En el contexto actual, la Inteligencia Artificial está clasificada principalmente en dos categorías:

1. Inteligencia Artificial Débil o Estrecha:

Sistemas diseñados para realizar tareas específicas. Son soluciones tecnológicas capaces de ejecutar funciones predefinidas con gran eficiencia, con carencia de conciencia o capacidades cognitivas generales. Algunos ejemplos de estos contienen asistentes virtuales como Alexa o Siri, y algoritmos de recomendación utilizados por plataformas como Netflix o Amazon (Kaplan & Haenlein, 2019).

2. Inteligencia Artificial Fuerte o General:

Un concepto aún teórico, hace referencia a sistemas con capacidades cognitivas comparables o superiores a las humanas en una amplia gama de tareas. La Inteligencia Artificial fuerte involucraría máquinas con conciencia, sentimientos y capacidad de razonamiento general (Goertzel & Pennachin, 2007).

2.3.1.1. Técnicas y enfoques actuales en Inteligencia Artificial (IA)

- Aprendizaje Automático (Machine Learning):

Lecun et al. (2015), lo definen como la técnica que permite a los sistemas aprender y mejorar a partir de la experiencia sin ser programados explícitamente. Hacen uso de algoritmos para identificar patrones, analizar datos, y hacer predicciones.

- Aprendizaje Profundo (Deep Learning):

Se deriva del aprendizaje automático y se apoya en redes neuronales artificiales con múltiples capas. Es una técnica que ha revolucionado áreas como el reconocimiento de imágenes y el procesamiento del lenguaje natural (Goodfellow et al., 2016).

- Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP):

Jurafsky & Martin (2020) lo conceptualizan con la interacción entre las computadoras y el lenguaje humano. El NLP, denominado procesamiento de lenguaje natural que permite a las máquinas entender, interpretar y generar lenguaje humano de manera significativa.

- Visión por Computadora:

Szeliski (2022), indica que es la rama de la Inteligencia artificial enfocada en cómo las computadoras pueden obtener un entendimiento de alto nivel a partir de imágenes o videos digitales. Se incluyen aplicaciones como las de reconocimiento facial y la conducción autónoma.

Zawacki-Richter et al. (2019a) señalan que el impacto de la inteligencia artificial en diversos sectores ha sido significativo, incluso su aplicación en el campo de la educación superior. En este ámbito, la IA puede utilizarse para personalizar el aprendizaje, automatizar tareas administrativas, mejorar la retención estudiantil mediante análisis predictivo y facilitar la investigación académica.

Sin embargo, Floridi et al. (2018) manifiestan que el uso de la Inteligencia Artificial también considera desafíos sociales y éticos importantes. Se incluyen preocupaciones sobre la transparencia algorítmica, la privacidad de datos, el sesgo en los sistemas de IA, y el impacto en el empleo. Abordar estos desafíos es decisivo para garantizar el desarrollo y la aplicación responsable de la Inteligencia Artificial en la sociedad y, específicamente, en el sector educativo.

2.3.2. Gestión de la Educación Superior

La gestión de la educación superior se refiere al conjunto de procesos y decisiones administrativas que sustentan el funcionamiento eficiente de las instituciones académicas. Para Peters et al. (2006) la gestión en el área educativa no solo involucra la administración de recursos y la toma de decisiones estratégicas, también la adaptación continua a los cambios en el entorno educativo, considerando aspectos como la planificación académica, la asignación de recursos, la administración de personal y la mejora continua.

Ramírez Gallegos (2016) analizando el contexto ecuatoriano, manifiesta que las universidades enfrentan desafíos únicos que requieren un enfoque de gestión adaptativo y resiliente. Es así como la diversidad cultural en Ecuador, las brechas socioeconómicas y las cambiantes demandas del mercado laboral demandan que los gestores educativos desarrollen estrategias innovadoras que garanticen una educación accesible para todos y de calidad.

2.3.3. Implementación de IA en la Educación Superior:

Considerada la integración de tecnologías de Inteligencia Artificial en diversos aspectos de la gestión universitaria, incluyendo:

- a) Sistemas de Gestión del Aprendizaje (LMS) mejorados con IA
- b) Chatbots y asistentes virtuales para atención estudiantil
- c) Análisis predictivo para la retención y éxito estudiantil
- d) Automatización de procesos administrativos
- e) Personalización del aprendizaje

2.3.4. Transformación Digital en la Educación Superior:

Autores como Adedoyin & Soykan (2023) lo describen como un proceso de integración de tecnologías digitales en una institución educativa considerando todas las áreas, cambiando esencialmente su operatividad para entregar valor a los estudiantes y todo el personal.

2.3.5. Ética y IA en la Educación:

Este concepto aborda las consideraciones éticas en el uso de la IA en entornos educativos, incluyendo la privacidad de datos, la equidad algorítmica y la transparencia en la toma de decisiones basadas en Inteligencia Artificial (Zawacki-Richter et al., 2019a).

2.3.6. Competencias Digitales en la Gestión Universitaria:

De acuerdo con Pozos Pérez & Tejada Fernández (2018) se refieren al conjunto de conocimientos, habilidades y actitudes que permiten al personal administrativo y académico utilizar de manera eficaz y eficiente las tecnologías digitales en el contexto de la educación

superior, y abarcan no solo el uso técnico de herramientas digitales, sino también la capacidad de integrarlas estratégicamente en los procesos de gestión, enseñanza e investigación.

2.3.7. Conocimiento sobre IA (CIA)

Se refiere al grado de familiaridad y entendimiento que tienen los individuos, en este caso los gestores universitarios, sobre los conceptos, técnicas y aplicaciones de la Inteligencia Artificial en el contexto de la educación superior (Idroes et al., 2023; López-Chila et al., 2024). Se incluyen aspectos como el nivel de exposición a la IA, la comprensión de sus capacidades y limitaciones, y la percepción de su relevancia para la gestión universitaria. Un mayor conocimiento sobre Inteligencia Artificial puede facilitar su adopción e implementación efectiva en las instituciones de educación superior.

2.3.8. Utilidad percibida de la IA (UPI)

Para López-Chila et al. (2024), corresponde al grado en que los gestores universitarios creen que la implementación de la Inteligencia Artificial mejorará el desempeño y la eficiencia de la gestión universitaria. Incluye la percepción de que la Inteligencia Artificial puede ayudar a mejorar procesos como la toma de decisiones, la planificación estratégica, la asignación de recursos y la mejora de la calidad educativa.

Una mayor utilidad percibida de la IA puede aumentar la motivación para adoptar y utilizar estas tecnologías en la gestión de las instituciones de educación superior (Parra-Sánchez, 2022).

2.3.9. Facilidad de uso percibida de la IA (FUP)

Se manifiesta como la medida en que los gestores universitarios creen que la implementación y uso de la Inteligencia Artificial en la gestión universitaria será libre de esfuerzo (Idroes et al., 2023; López-Chila et al., 2024).

Se consideran aspectos como la complejidad de los sistemas de Inteligencia Artificial, la disponibilidad de recursos y capacitación, y la integración con los procesos y sistemas existentes. Una mayor facilidad de uso percibida puede reducir las barreras para la adopción de la IA y aumentar la probabilidad de una implementación exitosa.

2.3.10. Apoyo institucional para la adopción de la IA (AIN)

El apoyo institucional para la adopción de la Inteligencia Artificial se define como el grado en que la institución de educación superior proporciona los recursos, políticas y liderazgo necesarios para facilitar la implementación de la Inteligencia Artificial en la gestión universitaria (Fajardo Aguilar et al., 2023).

Incluye aspectos como la asignación de fondos, la provisión de infraestructura tecnológica, la capacitación del personal, y el desarrollo de políticas y estrategias para la adopción de la IA.

Un mayor apoyo institucional puede aumentar la probabilidad de una adopción exitosa y sostenible de la IA en la gestión de las instituciones de educación superior (Fajardo Aguilar et al., 2023; López-Chila et al., 2024).

2.3.11. Percepción del impacto de la IA en la gestión universitaria (PIG)

Considerada como las creencias y expectativas de los gestores universitarios sobre los efectos de la implementación de la Inteligencia Artificial en diferentes aspectos de la gestión, como la eficiencia operativa, la toma de decisiones, la calidad de los servicios y la satisfacción de los estudiantes y partes interesadas. Incluye tanto los impactos positivos como los potenciales desafíos y riesgos asociados con la adopción de la Inteligencia Artificial.

Una percepción positiva del impacto de la Inteligencia Artificial puede aumentar la motivación y el compromiso para su implementación efectiva en la gestión de las instituciones de educación superior (López-Chila et al., 2024; Sandhya, 2021).

Capítulo III: Diseño metodológico

3.1. Tipo y diseño de investigación

La presente investigación por el propósito se considera aplicada, nivel de profundidad exploratorio secuencial, ya que busca identificar aspectos relevantes y característicos del fenómeno estudiado.

Combina los análisis cuantitativo y cualitativo; por lo tanto, considera un enfoque metodológico mixto. Este enfoque mixto permite una comprensión más completa y robusta del impacto de la inteligencia artificial en la gestión de la educación superior, combinando la precisión del análisis cuantitativo con la profundidad del análisis cualitativo.

El enfoque cuantitativo contempla en primer lugar la aplicación del modelo de ecuaciones estructurales (SEM-PLS) utilizado para evaluar la relación entre los constructos del modelo de investigación centrado en la validación de hipótesis a través de análisis estadísticos, continua con la operacionalización de las variables e indicadores que se miden mediante una encuesta estructurada, recopilando datos numéricos, concluyendo con el análisis estadístico donde se emplean técnicas estadísticas para evaluar la fiabilidad y validez de los constructos, así como el análisis de colinealidad, coeficientes de determinación (R^2) y tamaños de efecto (f^2) del estudio.

Mientras que el enfoque cualitativo considera los métodos empíricos para obtener datos cualitativos sobre las percepciones y experiencias de los participantes en relación con la implementación de la Inteligencia Artificial en la gestión universitaria., así como un análisis temático de estudios previos, para identificar los factores tales como las variables e indicadores que aportan una comprensión profunda y que influyen en la adopción de la Inteligencia Artificial, finalizando con la estrategia de triangulación de investigadores para asegurar la validez de los resultados.

Por contexto, es un estudio de campo, se aplicará una encuesta en el ambiente laboral diario a los docentes de la universidad cuyas horas de labor se direccionan al desarrollo de actividades de gestión administrativa, se emitirá un enlace al formulario sin tener que trasladarse a laboratorio alguno para completarlo.

En cuanto a la atención de las variables, es una investigación no experimental; pues no se requiere de la manipulación de ninguna variable durante el desarrollo. Los datos serán tomados en un momento específico, lo que corresponde a un estudio de orientación temporal, es decir; no se aplicará todo un semestre o periodo académico.

3.2. La población y la muestra

3.2.1. Características de la población

La población objetivo para este estudio fueron todos los docentes con asignación de horas para realizar actividades de gestión administrativa en la universidad; conformada por Rector, Vicerrectores, Decanos, Directores de carreras, Directores de Unidades Organizacionales y Coordinadores de procesos sustantivos.

3.2.2. Delimitación de la población

La población de estudio la formaron los docentes universitarios con asignación de horas para realizar actividades de gestión administrativa en la Universidad Técnica de Babahoyo.

Por el número de elementos que conforman la población (57), no se calculó muestra, se trabajó con toda la población.

3.3. Los métodos y las técnicas

3.3.1. Métodos teóricos

El método aplicado será el inductivo, lo que permitirá extraer conclusiones desde la medición de las respuestas que se obtendrán una vez realiza la recolección de los datos para luego generalizarlas y se basará en las probabilidades.

3.3.2. Métodos empíricos

Se valdrá de la encuesta para la observación del objeto de estudio, el diseño del instrumento es basado en estudios previos.

3.3.3. Instrumentos

Se aplicó un cuestionario al cuerpo docente con horas asignadas para el desempeño de actividades que se relacionan con la gestión administrativa en la Universidad Técnica de Babahoyo. Este instrumento se diseñó con indicadores que se midieron mediante una escala Likert de seis puntos, que va desde "Muy en desacuerdo" hasta "Muy de acuerdo".

Los ítems del cuestionario para cuantificar el impacto de la inteligencia artificial en la gestión de la educación superior en las universidades de Ecuador fueron adaptados de estudios previos, se los presentaron en la operacionalización de variables en la **Tabla 2**.

Tabla 2: Variables e indicadores

Variable	Indicadores	Fuente
Conocimiento sobre IA (CIA)	CIA1 Su nivel de comprensión acerca de los conceptos básicos de la IA es:	(Dwivedi et al., 2021)
	CIA2 Su familiaridad con las aplicaciones de la IA en la educación superior es:	
	CIA3 Su participación en capacitaciones sobre IA es:	
	CIA4 Su conocimiento sobre los riesgos y desafíos de implementar IA en la educación superior es:	
	CIA5 Su nivel de entendimiento sobre los principios éticos y de responsabilidad en el uso de IA es:	

Utilidad percibida de la IA (UPI)	UPI1	El uso de la IA permite mejorar en la eficiencia de los procesos de gestión.	(Davis, 1989)
	UPI2	El uso de la IA permite tomar de decisiones basada en datos.	
	UPI3	El uso de la IA permite la personalización de los servicios educativos.	
	UPI4	El uso de la IA permite generar informes y análisis de datos más precisos.	
	UPI5	El uso de la IA permite predecir tendencias y patrones en el comportamiento de los estudiantes.	
Facilidad de uso percibida de la IA (FUP)	FUP1	Considera que el personal cuenta con las habilidades necesarias para utilizar eficazmente las herramientas de IA.	(Davis, 1989)
	FUP2	Considera que la interfaz de usuario de las herramientas de IA es intuitiva y fácil de aprender.	
	FUP3	Considera que hay facilidad de integrar las soluciones de IA con los sistemas y procesos existentes.	
	FUP4	Considera que la disponibilidad de soporte técnico y la asistencia son suficientes para resolver problemas con las herramientas de IA.	
	FUP5	Considera oportuno la disponibilidad de manuales y materiales de capacitación para el uso de IA.	
Apoyo institucional para la adopción de la IA (AIN)	AIN1	En qué nivel considera importante la asignación de recursos financieros para la adopción de la IA.	(Lai, 2017)
	AIN2	En qué nivel considera importante el desarrollo de políticas y estrategias institucionales para la IA.	
	AIN3	En qué nivel considera importante fomentar de la cultura de innovación y adaptación al cambio.	
	AIN4	En qué nivel de compromiso considera importante que la alta dirección promueva el uso de IA en la gestión universitaria.	
	AIN5	En qué nivel considera importante disponer de programas de capacitación y desarrollo de habilidades en IA para el personal.	
Percepción del impacto de la IA en la gestión universitaria (PIG)	PIG1	En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la calidad de la educación.	(Ocaña-Fernández et al., 2019b)
	PIG2	En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la eficiencia de la gestión universitaria.	
	PIG3	En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la mejora de la experiencia del personal académico.	
	PIG4	En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la optimización de procesos administrativos.	
	PIG5	En qué medida considera usted que la IA puede contribuir a la toma de decisiones más informadas y fundamentadas.	

Nota: Elaboración propia

3.3.4. Metodología para validación del modelo preliminar

Se aplicó la estrategia de investigación determinada triangulación, que consiste en un procedimiento de control implantado para garantizar la confiabilidad en los resultados de cualquier investigación (Donolo, 2009).

La triangulación como estrategia de investigación aumenta la validez de los resultados y disminuye los problemas de sesgo. Esta estrategia posee varios tipos. Según Betrián Villas et al. (2013) se clasifica de la forma expuesta en la **Tabla 3**.

Tabla 3 Tipos de Triangulación

Tipos de Triangulación	Descripción	Ejemplo
Triangulación de datos	Okuda Benavides & Gómez-Restrepo (2005) sostiene que se enfoca en verificar y comparar la información obtenida en diferentes momentos mediante los diferentes métodos.	En un estudio sobre las conductas de estudiantes de tres instituciones, se puede analizar patrones de comportamiento.
Triangulación de investigadores	Okuda Benavides & Gómez-Restrepo (2005) sugiere realizar análisis de datos de manera independiente para cada uno de los/ las investigadores/as para luego, comparar esos análisis utilizando el consenso para acordar los hallazgos.	Cuando dos investigadores realizan la misma observación de forma independiente, se incrementa la confianza en la información obtenida. Si un investigador corrobora sin duda una observación que recién ha conocido de otro, también aumenta la fiabilidad de la técnica.
Triangulación de métodos	Para Arias Valencia (2000) es el uso de dos o más métodos de investigación y/o puede ocurrir en el diseño o en la recolección de datos.	Debido a la aplicabilidad de la técnica, se utilizan tanto encuestas como observación participante en una investigación.
Triangulación de teorías	Jiménez Chaves (2020) lo define como uso de distintas perspectivas teóricas para analizar un mismo grupo de datos.	Ejemplo: ¿deserción escolar por teoría del déficit o cultura?
Triangulación múltiple	Betrián Villas et al. (2013) indica que es la utilización simultánea de por lo menos dos de los procedimientos mencionados en las categorías anteriores.	Diagnóstico de necesidades en un centro de educación ambiental mediante la triangulación múltiple de datos.

Nota: Tomado de (Okuda Benavides & Gómez-Restrepo, 2005; Ramirez-Anormaliza, 2017)

Para este estudio se ha considerado aplicar la estrategia de triangulación denominada triangulación de investigadores. Esta estrategia de triangulación consiste en solicitar la opinión a varios investigadores sobre la temática tratada para luego aceptar o rechazar los resultados según el grado de coincidencia que tengan (Betrián Villas et al., 2013).

3.3.5. Técnicas

En estudio previos se logró identificar que el modelo de ecuaciones estructurales (Structural Equation Modeling, SEM) es la técnica más utilizada en este tipo de investigaciones considerando el número de variables que involucra el estudio. Esta técnica es muy conocida, permite a las organizaciones instaurar conocimiento y ayuda a mejorar la toma de decisiones.

Hair et al. (2018) sostiene que el análisis multivariante admite observar de manera simultánea múltiples medidas con distintos individuos u objetos en una investigación. Es decir que; se puede considerar como análisis multivariante cualquier observación simultánea de dos o más variables.

Las técnicas multivariantes, en la mayoría de los casos precisa de un trabajo cualitativo previo, es necesario seleccionar los constructos e indicadores que se evaluarán en el estudio. Los constructos denominados variables latentes que no se puede medir de forma directa, son inferidas a partir de las variables observables también conocidas como medidas a través de variables indicadoras o indicadores (ítems) y son observables directamente (Al-Maatouk et al., 2020).

Para este estudio los indicadores se adaptaron, o se puede requerir la participación de expertos en el tema abordado con la aplicación de un estudio Delphi y/o triangulación.

Modelos como el análisis factorial, el análisis del remitente y el de regresión establecen la base de SEM. El modelo de regresión está fundamentado en la regresión lineal, se enfoca en el cálculo los pesos de la regresión usando un coeficiente de correlación y la regla de los cuadrados mínimos (Schumacker & Lomax, 2022). En 1896, Karl Pearson desarrolló una fórmula para el coeficiente de correlación con el fin de proporcionar un indicador de la relación entre dos variables.

En el área de la administración, psicología e innovación los SEM son ampliamente utilizados, se debe a la facilidad de poder trabajar con diversas variables y sus relaciones en un mismo estudio (Cepeda Carrión & Roldán Salgueiro, 2004). Para calcular los parámetros en SEM y establecer los criterios de aplicación se utiliza PLS, ya que es adecuado para predecir la aceptación. Por esta razón, se considera la mejor opción para esta investigación.

En la **Tabla 4** se exponen algunos aspectos que deben ser considerados en la modelización de ecuaciones estructurales con enfoque PLS.

Tabla 4 Consideraciones modelamiento SEM-PLS

Consideraciones	Fuente
Puede utilizarse para modelar estudios que involucren variables latentes de rasgos de comportamiento.	(Hoök & Lowgren, 2012)
Para estudios de factores de éxito, PLS es una herramienta estadística preferida.	(Albers, 2010)
PLS es una familia de modelos de mínimos cuadrado que replica y amplía el análisis de componentes principales y el análisis de correlación canónica.	(Wold, 1974)
Concebido como un método totalmente legal capaz de gestionar modelos factoriales y modelos generados por ordenador para la medición en obra.	(Dijkstra & Henseler, 2015)

Nota: Tomado de (Ramirez-Anormaliza, 2023).

3.3.6. Modelo de ecuaciones estructurales con enfoque PLS

La valoración del modelo de ecuaciones estructurales con enfoque en mínimos cuadrados parciales (PLS) se realiza en tres etapas secuenciales. Cada etapa cumple una función específica, lo permite una evaluación exhaustiva y sistemática del modelo PLS asegurando la robustez de los resultados obtenidos (Shmueli et al., 2019).

Para esta investigación, el modelo global proporciona una visión general del ajuste, es decir; revisa los índices que permiten identificar si los datos se ajustan al modelo planteado. El modelo de medidas examina cada variable latente en la investigación junto con sus respectivos indicadores para asegurar la validez y fiabilidad de los constructos mientras

que el modelo estructural evalúa las relaciones hipotéticas entre las variables latentes del modelo. En la **Figura 1** se muestra el modelo de la investigación.

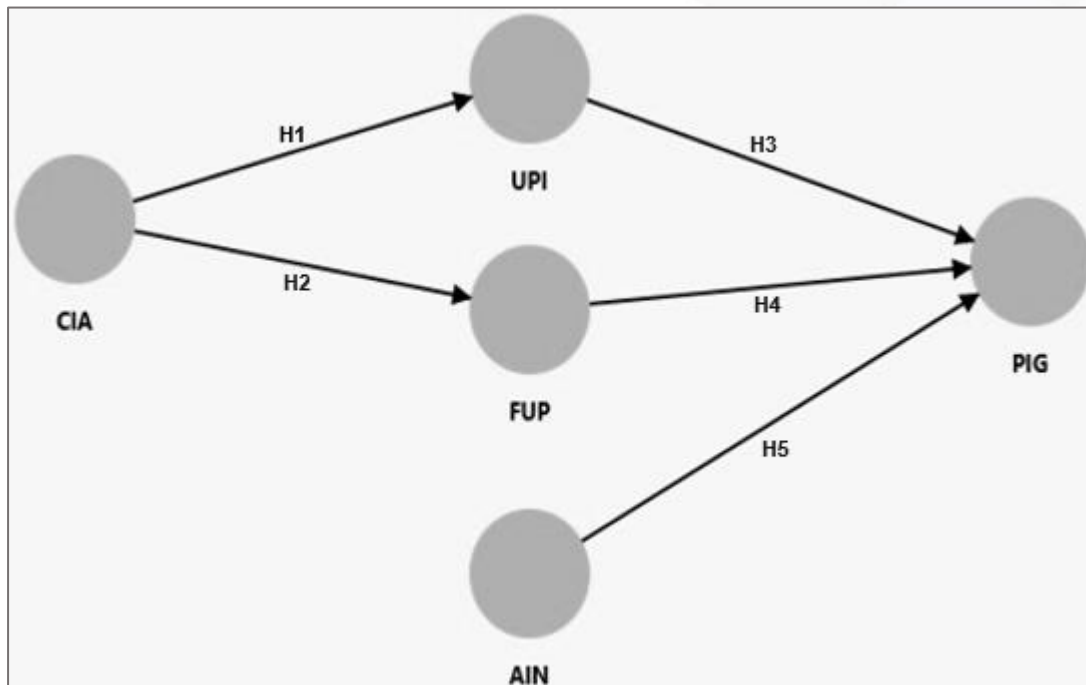


Figura 1 Modelo teórico de la investigación

La bondad de ajuste global del modelo determinará si puede o no avanzar con el estudio y que las conclusiones serán válidas (Henseler et al., 2016). La **Tabla 5** sugiere los índices para evaluar la bondad de ajuste global del modelo.

Tabla 5 Índices de ajuste global del modelo

Índice	Criterio	Fuente
<i>Standardized root mean square residual (SRMR).</i>	Mide la diferencia entre la matriz de correlaciones observada y la implicada por el modelo. SRMR más bajo, mejor ajuste, buen ajuste cuando SRMR < 0.08	(Hu & Bentler, 1999)
<i>Normed Fit Index (NFI)</i> o índice Bentler & Bonett.	Cuanto más cerca de 1, mejor. Valores por encima de 0,9 representan un ajuste aceptable.	

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) Valores por debajo de 0.08 indican un buen ajuste.

Root mean square error correlation (RMS Theta). Valores por debajo de 0.12, se pueden considerar como buen ajuste

Nota: Tomado de (Hu & Bentler, 1999; Ramirez-Anormaliza et al., 2017)

3.3.7. Valoración del modelo de medida

Conocido como modelo externo, se ejecuta mediante el análisis de la fiabilidad individual de los indicadores donde se examina la consistencia de cada indicador en relación con su constructo, el análisis fiabilidad de los constructos que evalúa la consistencia interna de cada variable latente y el análisis de validez convergente que determina el grado en que los indicadores de un constructo convergen o comparten una alta proporción de varianza. En la **Tabla 6** se detallan los índices y criterios del modelo de medida.

Tabla 6 Índices para la valoración del modelo de medida

Índice	Criterio	Fuente
<i>Fiabilidad individual de indicadores.</i>	Examina las cargas factoriales (λ) o correlaciones simples de las medidas o indicadores con su respectivo constructo. $\lambda \geq 0.707$ Se aceptan. menor que 0.4, deberían ser eliminados	(Carmines & Zeller, 1979). (Hair et al., 2011).
<i>Fiabilidad del constructo.</i>	Determina si los ítems que miden un constructo son similares en sus puntuaciones. Se utiliza: Coeficiente alfa de Cronbach (α); Fiabilidad compuesta (ρ_A). 0.7 como mínimo en etapas tempranas y un más estricto 0.8 o 0.9	(Garson, 2016).
<i>Validez convergente</i>	Un conjunto de indicadores representa un único constructo subyacente. Se usa la varianza extraída media (AVE). $AVE \geq 0.50$	(Henseler et al., 2009). (Fornell & Larcker, 1981)
<i>Validez discriminante</i>	La medida en que un constructo dado es diferente de otros constructos. Se utiliza el análisis de cargas cruzadas y criterio de Fornell y Larcker (1981).	(Barclay et al., 1995). (Gefen & Straub, 2005). (Fornell & Larcker, 1981)

Ningún ítem debería cargar más fuertemente sobre otro constructo que sobre aquel que trate de medir.

La cantidad de varianza que un constructo captura de sus indicadores (AVE) debería ser mayor que la varianza que dicho constructo comparte con otros constructos en el modelo.

Nota: Tomado de (Ramirez-Anormaliza, 2023; Ramirez-Anormaliza et al., 2017)

Estos análisis contribuyen a asegurar la solidez y validez del modelo de medidas, proporcionando una base confiable para las subsiguientes etapas de evaluación del modelo estructural. La valoración del modelo de medida presenta la información de manera más organizada y clara, facilitando la comprensión de los componentes clave en la evaluación del modelo externo.

3.3.8. Valoración del modelo estructural

Para evaluar modelo estructural también conocido como modelo interno, se procede a realizar la comprobación de problemas de colinealidad, es decir; se verifica si existe una alta correlación entre las variables predictoras. Se ejecuta la valoración de los coeficientes de ruta o senderos que analizan las relaciones entre las variables latentes.

Se procede con el análisis del coeficiente de determinación (R^2) que evalúa la capacidad explicativa del modelo, seguido de la evaluación de los tamaños de los efectos para determinar la magnitud del impacto de las variables independientes sobre las dependientes, para finalizar con la evaluación de la relevancia predictiva del modelo mediante la utilización de índices y criterios específicos en la **Tabla 7** para medir la capacidad predictiva del modelo.

Tabla 7 Índices para la valoración del modelo estructural

Índice		Criterio	Fuente
<i>Problemas de colinealidad.</i>	de	Evitar multicolinealidad entre variables de constructos endógenos. Indicios de multicolinealidad: FIV > 5, tolerancia < 0.20.	(Garson, 2016)
<i>Evaluación de coeficientes path.</i>	los	Muestran relaciones del modelo estructural. Se analizan signo algebraico, magnitud y significación estadística (por Bootstrapping, técnica de remuestreo no paramétrica). Valores absolutos mayores indican relaciones más fuertes entre constructos, cuanto más cercano a cero es el valor, más débil es la relación.	(Hair et al., 2022)
<i>Coefficiente de determinación (R²)</i>	de	Mide poder predictivo, indicando la varianza explicada de un constructo endógeno (0 a 1). R ² mínimo ≥ 0.10; 0.67 sustancial, 0.33 moderado, 0.19 débil. En marketing: 0.75 sustancial, 0.5 moderado, 0.25 débil.	(Falk, 2014) (Chin, 1998) (Hair et al., 2022)
<i>Los tamaños de efectos (f²)</i>	los	Evalúa contribución de un constructo exógeno en términos de R ² . 0.02 ≤ f ² < 0.15 pequeño; 0.15 ≤ f ² < 0.35 moderado; f ² ≥ 0.35 grande. Un modelo anidado debería ser rechazado si no produce un f ² significativo.	(Cohen, 1988)
<i>Relevancia predictiva</i>		Se usan MAE (Error Absoluto Medio) y RMSE (Error Cuadrático Medio) para medir el error de predicción. 1. RMSE (o MAE) menor que LM indica alto poder predictivo. 2. La mayoría de los indicadores con RMSE (o MAE) menor que LM indica poder predictivo medio. 3. Una minoría de indicadores con RMSE (o MAE) menor que LM indica bajo poder predictivo. 4. Ningún indicador con RMSE (o MAE) menor que LM indica falta de poder predictivo.	(Shmueli et al., 2019)

Nota: Tomado de (Ramirez-Anormaliza, 2023; Ramirez-Anormaliza et al., 2017)

3.3.9. Consideraciones éticas

El proceso de investigación se llevó a cabo siguiendo los siguientes pasos éticos y procedimentales. Se solicitó autorización institucional a las autoridades de la institución de educación superior correspondiente. Se validó que todos los participantes se involucraran en el estudio por voluntad propia y se implementaron medidas para garantizar que todas las respuestas se guardaran de manera anónima.

Con el objetivo de resguardar la identidad de los encuestados y en aplicación del marco legal definido en este estudio, al instante de efectuar la recolección de datos, los datos personales de los participantes no se solicitarán en este estudio.

3.4. Procesamiento estadístico de la información.

Para el análisis del impacto de la Inteligencia Artificial (IA) en la gestión de la educación superior en las universidades de Ecuador, se realizó un estudio empírico que incluyó la recolección y procesamiento de datos cuantitativos y cualitativos.

Los datos para este estudio se alcanzaron con la asistencia de una herramienta web. Se aplicó una encuesta anónima, fue enviada por correo electrónico con el respectivo enlace a los encuestados.

Para el procesamiento de los datos se incorporó modelos de ecuaciones estructurales con enfoque de mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM). Se utilizó el software SmartPLS versión 4.0 estudiante (Ringle et al., 2024). El marco de este estudio y las hipótesis se presenta en la **Figura 2**.

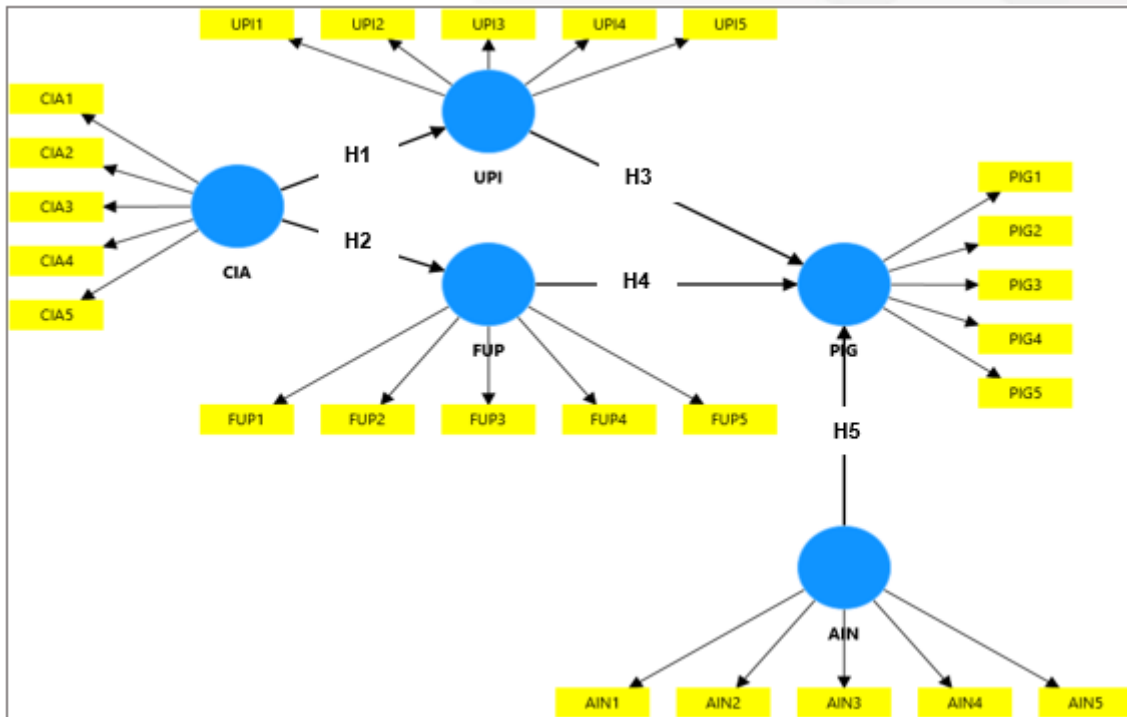


Figura 2 Constructos, indicadores e hipótesis del modelo de investigación

Primero, se realizó un análisis descriptivo de las variables del estudio, incluyendo medidas de tendencia central, dispersión y distribución de frecuencias. Esto permitió caracterizar el perfil de la muestra y obtener una visión general del fenómeno estudiado (Hair et al., 2022).

A continuación, se procedió a evaluar la validez y fiabilidad del modelo de medición. Para ello, se analizaron la consistencia interna, la fiabilidad compuesta, la validez convergente y la validez discriminante de las escalas utilizadas (Henseler et al., 2016). Los índices de Cronbach's Alpha y fiabilidad compuesta superaron el umbral de 0,70, lo que demuestra la consistencia interna de las escalas. Además, las cargas factoriales de los ítems fueron superiores a 0,70 y la varianza media extraída (AVE) de cada constructo fue mayor a 0,50, cumpliendo con los criterios de validez convergente (Hair et al., 2022).

Para evaluar la validez discriminante, se utilizó el criterio de Fornell & Larcker (1981), en el que la raíz cuadrada de la AVE de cada constructo debe ser mayor que sus

correlaciones con el resto de los constructos. Asimismo, se analizó la ratio heterotrait-monotrait (HTMT), cuyos valores fueron inferiores a 0,90, lo que confirma la validez discriminante del modelo (Henseler et al., 2016).

Una vez establecida la adecuación del modelo de medición, se procedió a estimar el modelo estructural. Se evaluaron los coeficientes de determinación (R^2), los tamaños del efecto (f^2) y la relevancia predictiva (Q^2) de los constructos endógenos (Hair et al., 2022). Además, se realizaron análisis de significancia mediante bootstrapping con 5.000 submuestras para obtener los errores estándar y los valores t de Student, lo que permitió determinar la significancia estadística de las relaciones hipotetizadas (Chin, 1998).

Los resultados revelaron que factores como el presupuesto destinado a Inteligencia Artificial, la capacitación del personal y el grado de automatización de procesos tienen un impacto positivo y significativo en los beneficios percibidos de la implementación de soluciones de Inteligencia Artificial en la gestión universitaria ($\beta > 0,30$, $p < 0,01$) (Peng & Lai, 2012). También, se encontró que el tamaño de la institución y el nivel de madurez en el uso de IA moderan estas relaciones de manera significativa ($\beta > 0,20$, $p < 0,05$) (Henseler et al., 2016).

La integración de los resultados cuantitativos y cualitativos permitió obtener una visión holística del fenómeno y plantear recomendaciones estratégicas para la adopción efectiva de la Inteligencia Artificial en la gestión de la educación superior en las universidades de Ecuador.

Capítulo IV: Análisis e interpretación de resultados

4.1. Introducción

La recolección de los datos se ha expuesto en el capítulo anterior. De los 88 docentes consultados con asignación de horas para gestión administrativa, 57 completaron satisfactoriamente el cuestionario propuesto; lo que equivale una tasa de respuesta del 64,77%. Una visión resumida de las respuestas recibidas se puede apreciar en la **Tabla 8**.

Tabla 8 Resumen de respuestas recibidas

Ítems	Nº.	Media	Mediana	Valor Mínimo	Valor Máximo	Desviación estándar	Curtosis excesiva	Asimetría
CIA1	1	4,175	4	1	6	1,624	-1,209	-0.343
CIA2	2	4,053	4	1	6	1,503	-0.927	-0.347
CIA3	3	3,737	4	1	6	1,660	-1,151	-0.110
CIA4	4	3,737	4	1	6	1,617	-1,127	-0.095
CIA5	5	4,158	4	1	6	1,704	-1,057	-0.450
UPI1	6	4,667	5	2	6	1,368	-0.971	-0.635
UPI2	7	4,509	5	1	6	1,440	-0.367	-0.814
UPI3	8	4,404	5	1	6	1,400	-0.793	-0.525
UPI4	9	4,614	5	1	6	1,507	-0.511	-0.825
UPI5	10	4,526	5	1	6	1,452	-0.932	-0.566
FUP1	11	3,316	3	1	6	1,602	-0.970	0.226
FUP2	12	4,088	4	1	6	1,478	-0.653	-0.423
FUP3	13	4,333	4	1	6	1,302	-0.631	-0.406
FUP4	14	3,877	4	1	6	1,499	-0.662	-0.362
FUP5	15	4,719	5	2	6	1,361	-1,227	-0.543
AIN1	16	4,807	5	1	6	1,395	0.294	-1,079
AIN2	17	4,860	6	2	6	1,382	-0.860	-0.806
AIN3	18	5,000	6	1	6	1,298	0.322	-1,138
AIN4	19	4,947	6	1	6	1,444	0.541	-1,270
AIN5	20	5,070	6	1	6	1,309	0.814	-1,337
PIG1	21	4,982	6	2	6	1,263	-0.638	-0.878
PIG2	22	4,930	6	1	6	1,362	0.174	-1,111
PIG3	23	4,947	5	1	6	1,343	0.412	-1,195
PIG4	24	4,982	6	1	6	1,370	0.290	-1,187
PIG5	25	4,947	5	2	6	1,303	-0.237	-1,023

Nota: Elaboración propia

4.2. Valoración global del modelo

La calidad del modelo se evaluó mediante el índice SRMR (standardized root mean square residual) y otros índices de ajuste, como se muestra en la **Tabla 9**.

El SRMR del modelo estimado es 0,187; lo que sugiere que se encuentra por encima del umbral de 0.08 según lo considerado por Hu & Bentler (1999).

El NFI (normed fit index) sugiere un ajuste razonable del modelo, aunque ligeramente por debajo del umbral de 0.9 propuesto por Bentler & Bonett (1980).

Tabla 9 Resumen de índices de ajuste del modelo

Índice	Modelo saturado	Modelo estimado
SRMR	0,065	0,187
d_ULS	1,363	11,320
d_G	2,163	2,968
Chi-cuadrado	536,370	624,980
NFI	0,801	0,768

Nota: Elaboración propia

4.3. Valoración del modelo de medida

4.3.1. Fiabilidad individual de los indicadores

La **Tabla 10** muestra las cargas factoriales de los indicadores en sus respectivos constructos, estos son superiores a 0,807; lo que representa una buena fiabilidad individual de los indicadores (Hair et al., 2018).

Tabla 10 Fiabilidad individual de indicadores

Constructos e indicadores	Carga factorial > 0.70	Media	Desviación estándar
Apoyo institucional para la adopción de la IA (AIN)			
AIN1	0.922	0.918	0.057
AIN2	0.927	0.923	0.038
AIN3	0.956	0.958	0.020
AIN4	0.957	0.960	0.012
AIN5	0.961	0.962	0.015
Conocimiento sobre IA (CIA)			
CIA1	0.947	0.947	0.016
CIA2	0.934	0.933	0.025
CIA3	0.928	0.926	0.024
CIA4	0.947	0.946	0.016
CIA5	0.934	0.934	0.021
Facilidad de uso percibida de la IA (FUP)			
FUP1	0.844	0.841	0.039
FUP2	0.847	0.845	0.048
FUP3	0.925	0.924	0.026
FUP4	0.891	0.890	0.036
FUP5	0.807	0.805	0.046
Percepción del impacto de la IA en la gestión universitaria (PIG)			
PIG1	0.982	0.982	0.007
PIG2	0.984	0.984	0.010
PIG3	0.988	0.988	0.005
PIG4	0.983	0.983	0.005
PIG5	0.974	0.974	0.010
Utilidad percibida de la IA (UPI)			
UPI1	0.958	0.958	0.012
UPI2	0.965	0.966	0.009
UPI3	0.961	0.960	0.014
UPI4	0.984	0.984	0.004
UPI5	0.941	0.940	0.021

Nota: Elaboración propia

4.3.2. Fiabilidad del constructo

En la **Tabla 11** se presentan los valores de fiabilidad compuesta (ρ_c), el Alfa de Cronbach y la varianza extraída media (AVE) en cada constructo. Los valores de fiabilidad compuesta y alfa de Cronbach superan el umbral de 0.70 – 0.90, lo que sugiere una buena consistencia interna (Fornell & Larcker, 1981; Nunnally & Bernstein, 1994).

Tabla 11 Fiabilidad y validez del constructo

Constructo	Alfa de Cronbach	Fiabilidad compuesta (ρ_a)	Fiabilidad compuesta (ρ_c)
AIN	0,970	0,974	0,977
CIA	0,966	0,967	0,973
FUP	0,915	0,922	0,936
PIG	0,991	0,992	0,993
UPI	0,980	0,981	0,984

Nota: Elaboración propia

4.3.3. Validez convergente

La validez convergente se valoró mediante la varianza extraída media (average variance extracted - AVE). En la **Tabla 12** se muestra que la varianza extraída media para cada constructo alcanzó un peso superior a 0.5, esto indica una buena validez convergente (Bagozzi & Youjae, 1988).

Tabla 12 Validez convergente

Constructo	Varianza extraída media (AVE) > 0.50
AIN	0,893
CIA	0,880
FUP	0,746
PIG	0,964
UPI	0,925

Nota: Elaboración propia

4.3.4. Validez discriminante

La validez discriminante se evaluó utilizando dos métodos complementarios, el análisis de cargas cruzadas y el criterio de Fornell & Larcker (1981). Los resultados de este último se presentan en la **Tabla 13**, donde se observa que la raíz cuadrada del AVE (Varianza Media Extraída) de cada constructo se muestran en la diagonal entre paréntesis de la matriz. Estos valores diagonales son mayores que las correlaciones entre el constructo en cuestión y los demás constructos (valores fuera de la diagonal).

Tabla 13 Validez discriminante: criterio de Fornell-Larcker

Constructo	AIN	CIA	FUP	PIG	UPI
AIN	(0,945)				
CIA	0,562	(0,938)			
FUP	0,769	0,653	(0,864)		
PIG	0,782	0,470	0,597	(0,982)	
UPI	0,726	0,627	0,692	0,645	(0,962)

Nota: Elaboración propia

Esta relación entre los valores de AVE y las correlaciones entre constructos proporciona evidencia sólida de una adecuada validez discriminante, indicando que cada constructo es distinto y captura fenómenos únicos no representados por otros constructos en el modelo. Esta versión reorganiza la información de manera más estructurada, clarificando los métodos utilizados y la interpretación.

La validez discriminante de los constructos se evaluó mediante el análisis de cargas cruzadas, cuyos resultados se presentan en la **Tabla 14**. Este análisis reveló que todos los constructos demuestran validez discriminante adecuada, cada ítem presenta una carga más fuerte en el constructo que pretende medir, en comparación con otros constructos.

Recíprocamente, cada constructo muestra cargas más altas en sus propios indicadores asignados que en los ítems de otros constructos.

Tabla 14 Cargas cruzadas del modelo

Indicadores	AIN	CIA	FUP	PIG	UPI
AIN1	0.922	0.476	0.682	0.668	0.689
AIN2	0.927	0.502	0.756	0.686	0.657
AIN3	0.956	0.565	0.711	0.784	0.671
AIN4	0.957	0.549	0.732	0.789	0.722
AIN5	0.961	0.557	0.751	0.754	0.691
CIA1	0.568	0.947	0.630	0.476	0.648
CIA2	0.558	0.934	0.578	0.488	0.632
CIA3	0.441	0.928	0.591	0.378	0.506
CIA4	0.519	0.947	0.632	0.438	0.556
CIA5	0.542	0.934	0.627	0.419	0.587
FUP1	0.460	0.605	0.844	0.314	0.471
FUP2	0.601	0.581	0.847	0.413	0.548
FUP3	0.746	0.595	0.925	0.641	0.704
FUP4	0.649	0.567	0.891	0.530	0.615
FUP5	0.823	0.480	0.807	0.631	0.620
PIG1	0.792	0.479	0.601	0.982	0.635
PIG2	0.778	0.473	0.593	0.984	0.641
PIG3	0.776	0.473	0.592	0.988	0.645
PIG4	0.775	0.457	0.593	0.983	0.647
PIG5	0.715	0.425	0.550	0.974	0.599
UPI1	0.711	0.622	0.626	0.649	0.958
UPI2	0.702	0.610	0.698	0.592	0.965
UPI3	0.696	0.626	0.660	0.586	0.961
UPI4	0.743	0.598	0.688	0.683	0.984
UPI5	0.632	0.557	0.657	0.588	0.941

Nota: Elaboración propia

Estos hallazgos confirman la distinción clara entre los diferentes constructos del modelo, respaldando la validez de las medidas utilizadas en el estudio. Esta versión reorganiza la información de manera más clara y lógica, enfatizando los puntos clave del análisis de cargas cruzadas y sus implicaciones para la validez discriminante del modelo.

4.4. Valoración del modelo estructural - hipótesis

4.4.1. Valoración de la colinealidad

Se evaluaron los valores estructurales (FIV internos) para detectar posibles problemas de colinealidad. Todos los FIV fueron menores a 5, indicando que no hay problemas de colinealidad. Estos resultados se pueden consultar en la **Tabla 15**.

Tabla 15 Valores FIV del modelo estructural

Constructo	FIV
AIN -> PIG	2,965
CIA -> FUP	1,000
CIA -> UPI	1,000
FUP -> PIG	2,693
UPI -> PIG	2,330

Nota: Elaboración propia

4.4.2. Evaluación de los coeficientes de ruta (hipótesis)

Los resultados del modelo estructural se muestran en la **Tabla 16** y **Figura 3**. Todos los coeficientes de ruta son estadísticamente significativos ($p < 0,05$) y tienen una magnitud considerable (Cohen, 1988; Hair et al., 2018). El apoyo institucional para la adopción de la IA (AIN) tiene un efecto positivo y significativo sobre la percepción del impacto de la IA en la gestión universitaria (PIG) ($\beta = 0.702$, $p < 0.001$).

El conocimiento sobre IA (CIA) tiene efectos positivos y significativos sobre la facilidad de uso percibida de la IA (FUP) ($\beta = 0.653$, $p < 0,001$). El conocimiento sobre IA (CIA) tiene efectos positivos y significativos sobre la utilidad percibida de la IA (UPI) ($\beta = 0.627$, $p < 0,001$).

Mientras que la utilidad percibida de la IA (UPI) y la facilidad de uso percibida de la IA (FUP) tienen efectos positivos y significativos sobre la intención de uso (BI) ($\beta = 0.184$ y $\beta = -0.069$, respectivamente, $p > 0,001$).

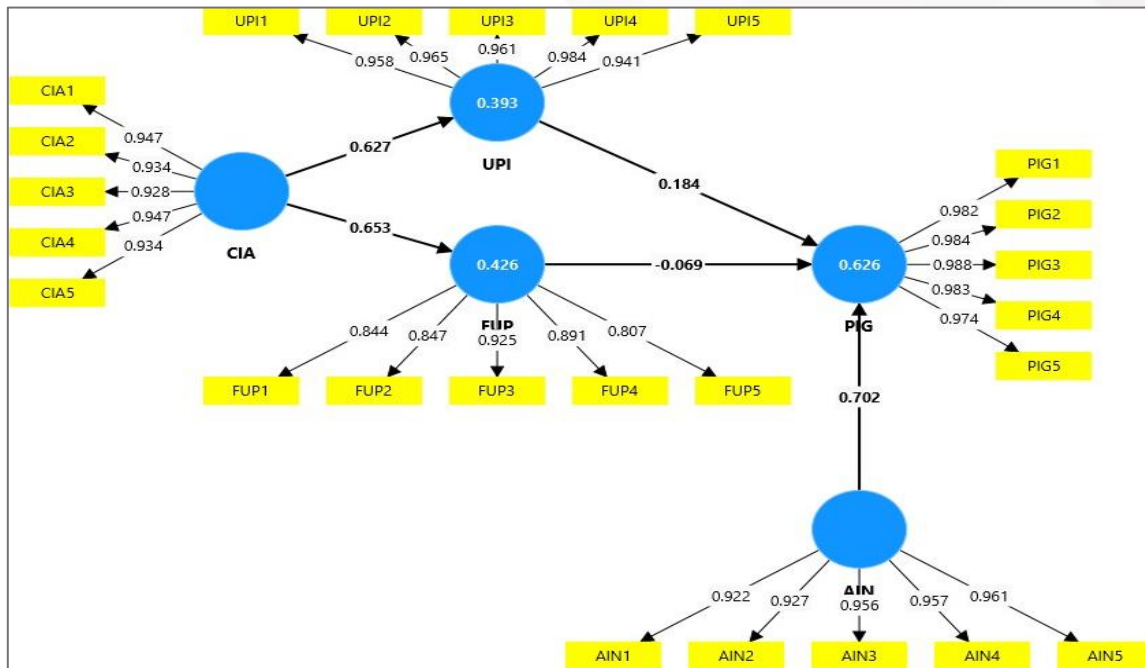


Figura 3 Estimación del modelo path

Tabla 16 Coeficientes path (coeficientes de regresión estandarizados)

Relaciones Hipotéticas	Coeficientes path Estandarizado β	Media de la muestra (M)	Desviación estándar (STDEV)	Estadísticos t (O/STDEV)	Valores p
AIN \rightarrow PIG	0,702	0,691	0,162	4,318	0,000
CIA \rightarrow FUP	0,653	0,657	0,081	8,020	0,000
CIA \rightarrow UPI	0,627	0,629	0,096	6,544	0,000
FUP \rightarrow PIG	-0,069	-0,066	0,100	0,695	0,487
UPI \rightarrow PIG	0,184	0,193	0,139	1,324	0,185

Nota: Elaboración propia

4.4.3. Valoración del coeficiente de determinación

Los valores de R^2 para los constructos endógenos (FUP, PIG Y UPI) se registran en la **Tabla 17**, tales valores para PIG es superior a 0,6; lo que indicaría que el poder explicativo del modelo en función a este constructo es moderado o aceptable, mientras que los valores para FUP y UPI se encuentran entre un rango mayor a 3 y menor a 5 donde el poder explicativo del modelo indicaría que es bajo o limitado (Chin, 1998). Ver **Figura 3**.

Tabla 17 Coeficientes de determinación (R²)

Constructo	R cuadrado	R cuadrado ajustada
FUP	0,426	0,416
PIG	0,626	0,605
UPI	0,393	0,382

Nota: Elaboración propia

4.4.4. Valoración de los tamaños de los efectos

MTabla 18 Tamaño del efecto (f^2), esta medida indica el tamaño del efecto o la relevancia predictiva de un constructo exógeno sobre un constructo endógeno en el modelo. En la **Tabla 18** los valores de FUP sobre PIG presentan $f^2 < 0.02$, lo que se considera un efecto no relevante, mientras que para los constructos restantes $f^2 \geq 0.35$, considerando un efecto grande de los constructos exógenos sobre los endógenos (Cohen, 1988).

Tabla 18 Tamaño del efecto (f^2)

Constructo	f cuadrado
AIN -> PIG	0,444
CIA -> FUP	0,742
CIA -> UPI	0,648
FUP -> PIG	0,005
UPI -> PIG	0,039

Nota: Elaboración propia

Capítulo V: Discusión, Conclusiones y Recomendaciones

5.1 Discusión

El análisis de los resultados de esta investigación proporciona un panorama integral del estado actual en cuanto a la adopción de la Inteligencia Artificial en la gestión de la educación superior en Ecuador.

Los hallazgos revelan que el nivel de conocimiento sobre IA en el personal académico-administrativo de esta institución de educación superior es variable, mientras algunos docentes cuentan con una sólida comprensión de los conceptos básicos, aplicaciones, riesgos y principios éticos de la Inteligencia Artificial, otros exponen menor familiaridad con estos temas (Dwivedi et al., 2019). Este resultado sugiere la necesidad de fortalecer los programas de capacitación y desarrollo de habilidades en IA para el personal, a fin de preparar a la comunidad universitaria para una adopción más efectiva de estas tecnologías.

Respecto a la utilidad percibida de la IA (UPI), los participantes reconocen el potencial de estas herramientas para mejorar la eficiencia de los procesos de gestión, tomar decisiones basadas en datos, personalizar los servicios educativos, generar informes y análisis más precisos, y predecir tendencias en el comportamiento de los estudiantes (Davis, 1989). Esto indica una actitud positiva hacia la adopción de la Inteligencia Artificial en el ámbito universitario.

No obstante, la facilidad de uso percibida de la IA (FUP) parece ser un aspecto clave a considerar. Los resultados de este estudio sugieren que, si bien el personal cuenta con las habilidades necesarias, la interfaz de usuario, la integración con sistemas existentes, el soporte técnico y la disponibilidad de materiales de capacitación son elementos que pueden limitar la adopción y uso efectivo de estas tecnologías (Davis, 1989). Por lo tanto, es

primordial que las instituciones de educación superior aborden estos desafíos a fin de garantizar una implementación fluida y sin barreras.

En cuanto al apoyo institucional para la adopción de la IA (AIN), los participantes destacan la importancia de contar con recursos financieros, políticas y estrategias, una cultura de innovación y adaptación al cambio, el compromiso de la alta dirección y programas de capacitación en IA (Lai, 2017). Estos hallazgos recalcan la necesidad de un enfoque holístico y estratégico por parte de las instituciones para facilitar la adopción y el uso efectivo de la IA en la gestión universitaria.

Posteriormente, los resultados exteriorizan que la percepción del impacto de la IA en la gestión universitaria (PIG) es positiva. Los participantes consideran que la implementación de estas tecnologías puede mejorar la calidad de la educación, la eficiencia de la gestión, la experiencia del personal académico, la optimización de procesos administrativos y la toma de decisiones más informada (Ocaña-Fernández et al., 2019b). Esto apunta que, a pesar de los desafíos identificados, existe un ambiente propicio para la adopción de la IA en el contexto de la educación superior en Ecuador.

Estos descubrimientos destacan la importancia de abordar las brechas de conocimiento, facilidad de uso y apoyo institucional para potenciar los beneficios de la IA en este sector. Estas evidencias pueden servir como insumo valioso para el diseño e implementación de estrategias efectivas que impulsen la integración de la IA en las universidades ecuatorianas.

5.2 Conclusiones

Este estudio ha analizado el impacto de la Inteligencia Artificial (IA) en la gestión de la educación superior en las universidades de Ecuador. Mediante la revisión de la literatura, se ha logrado identificar las principales áreas de aplicación de la IA en este contexto, así como los beneficios, desafíos y factores críticos que influyen en su adopción.

Los resultados muestran que la Inteligencia Artificial tiene un gran potencial para mejorar la eficiencia, la toma de decisiones y la calidad de los servicios universitarios (Ocaña-Fernández et al., 2019b). Áreas como la admisión y registro de estudiantes, la planificación académica, la gestión de recursos humanos y la analítica de datos, se ven particularmente beneficiadas por la implementación de soluciones de IA (Dwivedi et al., 2019).

También se han identificado diversos desafíos y barreras que obstaculizan una adopción más generalizada de estas tecnologías en las instituciones de educación superior ecuatorianas. Entre ellos, resaltan la falta de capacitación y conocimiento del personal, la resistencia al cambio, la complejidad técnica y la inexistencia de políticas y marcos regulatorios (Lai, 2017; Ocaña-Fernández et al., 2019b).

Para superar estas dificultades, se han propuesto recomendaciones estratégicas que buscan guiar a las universidades hacia una adopción más efectiva y responsable de la Inteligencia Artificial. Estas incluyen el fortalecimiento de las capacidades en IA, el diseño de políticas y estrategias institucionales, la mejora de la experiencia de usuario, la realización de estudios piloto y el establecimiento de un marco ético y de gobernanza (Davis, 1989; Dwivedi et al., 2019).

La Inteligencia Artificial representa una oportunidad significativa para mejorar la gestión y el desempeño de las instituciones de educación superior en Ecuador. Sin embargo,

su implementación exitosa requiere de un esfuerzo coordinado y multidimensional que involucre a todos los actores clave, con el fin de aprovechar los beneficios de estas tecnologías y mitigar los posibles riesgos (Ocaña-Fernández et al., 2019b).

5.3 Recomendaciones

A partir de los hallazgos y la discusión presentada, con el propósito de orientar a las instituciones de educación superior en Ecuador hacia una adopción estratégica y responsable de la Inteligencia Artificial, que permita aprovechar sus beneficios y mitigar los posibles riesgos, en aras de mejorar la calidad, eficiencia y toma de decisiones en la gestión de la educación superior se proponen las siguientes recomendaciones:

1. Fortalecer los programas de capacitación y desarrollo de habilidades en Inteligencia Artificial para el personal académico y administrativo de las instituciones de educación superior. En consenso con la opinión de Dwivedi et al. (2019), esto permitirá mejorar el nivel de conocimiento sobre conceptos básicos, aplicaciones, riesgos y principios éticos de la IA, preparando a la comunidad universitaria para una adopción más efectiva de estas tecnologías.

2. Diseñar e implementar políticas y estrategias institucionales que promuevan y faciliten la adopción de la Inteligencia Artificial en la gestión universitaria. Basado en las sugerencias de Lai (2017), estas deben incluir la asignación de recursos financieros, el desarrollo de una cultura de innovación y adaptación al cambio, el compromiso de la alta dirección y el establecimiento de programas de capacitación en IA.

3. Mejorar la interfaz de usuario, la integración de las soluciones de Inteligencia Artificial con los sistemas existentes, el soporte técnico y la disponibilidad de materiales de capacitación, a fin de aumentar la percepción de facilidad de uso entre el personal y así fomentar una adopción más fluida y sin barreras (Davis, 1989).

4. Realizar estudios piloto y de factibilidad que permitan evaluar el impacto de la implementación de soluciones de Inteligencia Artificial en áreas específicas de la gestión

universitaria, como la toma de decisiones basada en datos, la personalización de los servicios educativos, la generación de informes y análisis más precisos, y la predicción de tendencias en el comportamiento de los estudiantes (Davis, 1989).

5. Promover el desarrollo de investigación y alianzas estratégicas entre las instituciones de educación superior, empresas tecnológicas y organismos gubernamentales, con el objetivo de impulsar la innovación, la transferencia de conocimiento y la implementación exitosa de soluciones de Inteligencia Artificial en el ámbito de la educación superior Haz clic o pulse aquí para escribir texto.

6. Establecer un marco ético y de gobernanza para la implementación de la Inteligencia Artificial en las universidades ecuatorianas, que garantice el respeto por los derechos de los estudiantes, el personal y la comunidad universitaria en general, así como la transparencia y la rendición de cuentas en el uso de estas tecnologías (Dwivedi et al., 2019).

Bibliografía

- Adedoyin, O. B., & Soykan, E. (2023). Covid-19 pandemic and online learning: the challenges and opportunities. In *Interactive Learning Environments* (Vol. 31, Issue 2, pp. 863–875). Routledge. <https://doi.org/10.1080/10494820.2020.1813180>
- Akinwalere, S. N., & Ivanov, V. (2022). Artificial Intelligence in Higher Education: Challenges and Opportunities. *Border Crossing*, 12(1), 1–15. <https://doi.org/10.33182/bc.v12i1.2015>
- Albers, S. (2010). PLS and Success Factor Studies in Marketing. In *Handbook of Partial Least Squares*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-32827-8>
- Al-Maatouk, Q., Othman, M. S., Aldraiweesh, A., Alturki, U., Al-Rahmi, W. M., & Aljerawi, A. A. (2020). Task-technology fit and technology acceptance model application to structure and evaluate the adoption of social media in academia. *IEEE Access*, 8, 78427–78440. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2990420>
- Aoun, J. E. (2017). *Robot-Proof: Higher Education in the Age of Artificial Intelligence*. The MIT Press.
- Arias Valencia, M. M. (2000). LaTriangulación Metodológica. Sus principios, alcances y limitaciones. *Investigación y Educación En Enfermería*, XVIII (1), 13–26.
- Asamblea Nacional. (2008). Constitución de la República del Ecuador. In *Registro Oficial* (Vol. 449, Issue 20). www.lexis.com.ec
- Bagozzi, R., & Youjae, Y. (1988). On the Evaluation of Structural Equation Models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16(1), 74–94.
- Barclay, D., Higgins, C., & Thompson, R. (1995). The partial least square (PLS) approach to casual modeling: Personal computer adoption and use as an illustration. In *Technology Studies (Special Issue of Research Methodology)* (Vol. 2, Issue 2, pp. 285–309).
- Betrián Villas, E., Gispert, N. G., Merino, N. G., Monclús, G. J., & Garcia, M. M. (2013). La triangulación múltiple como estrategia metodológica. *Revista Iberoamericana Sobre Calidad, Eficacia y Cambio En Educación*, REICE, 11(4), 5–24. www.rinace.net/reice/
- BID. (2021). *Education Technology in Latin America and the Caribbean*. Banco Interamericano de Desarrollo. <http://dx.doi.org/10.18235/0003828>
- Carmines, E. G., & Zeller, R. A. (1979). Reliability and validity assessment. In J. L. Sllivan & R. G. Niemi (Eds.), *Quantitative Applications in the Social Sciences* (Vol. 17). McCune, Sara. <https://doi.org/10.1037/018269>
- Cepeda Carrión, G., & Roldán Salgueiro, J. L. (2004). Aplicando en la práctica la técnica PLS en administración de empresas. *Congreso de La ACEDE*, 1–30.
- CES. (2010). *Ley Orgánica de Educación Superior*, LOES. www.lexis.com.ec

- Chin, W. W. (1998). *The Partial Least Squares Approach to Structural Equation Modeling* (G. A. Marcoulides, Ed.). Lawrence Erlbaum Associates.
<https://www.researchgate.net/publication/311766005>
- Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences Second Edition* (Second Edition). Lawrence Erlbaum Associates.
- CONAFIPS. (2021). *Ley Orgánica de Protección de Datos Personales*. www.lexis.com.ec
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, 13(3), 319–339. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Dijkstra, T. K., & Henseler, J. (2015). Consistent partial least squares path modeling. In *MIS Quarterly: Management Information Systems* (Vol. 39, Issue 2, pp. 297–316). University of Minnesota. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2015/39.2.02>
- Donolo, D. (2009). Triangulación: Procedimiento incorporado a nuevas metodologías de investigación. *Revista Digital Universitaria*, 10(6).
- Durkin, J. (1994). *Expert Systems: Design and Development* (Macmillan, Ed.; 2nd, ilustrada ed.). la Universidad de Michigan.
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., Dwivedi, R., Edwards, J., Eirug, A., Galanos, V., Ilavarasan, P. V., Janssen, M., Jones, P., Kar, A. K., Kizgin, H., Kronemann, B., Lal, B., Lucini, B., ... Williams, M. D. (2019). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 1–47. <https://doi.org/10.1016/J.IJINFOMGT.2019.08.002>
- Fajardo Aguilar, G. M., Ayala Gavilanes, D. C., Arroba Freire, E. M., & López Quincha, M. (2023). Inteligencia Artificial y la Educación Universitaria: Una revisión sistemática. *Magazine de Las Ciencias: Revista de Investigación e Innovación*, 8(1), 109–131. <https://doi.org/10.33262/rmc.v8i1.2935>
- Falk, R. F. (2014). *A primer for soft modeling*. The University of Akron. <https://www.researchgate.net/publication/232590534>
- Floridi, L., Cowsls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V., & Vayena, E. (2018). AI4People—An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and Machines*, 28, 689–707.
- Fornell, C., & Larcker, D. (1981). Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. *Journal of Marketing Research*, XVIII, 39–50.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/J.TECHFORE.2016.08.019>

- Garson, G. D. (2016). *Mínimos cuadrados parciales: modelos de regresión y ecuaciones estructurales*. Statistical Associates Publishing.
- Gefen, D., & Straub, D. (2005). A practical guide to factorial validity using PLS-Graph: Tutorial and annotated example. *Communications of the Association for Information Systems*, 16(5), 91–109. <https://doi.org/Article>
- Goertzel, B., & Pennachin, C. (2007). *Artificial General Intelligence*. Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-540-68677-4>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning an MIT press book*. MIT press. <https://www.deeplearningbook.org/>
- Hair, J. F., Babin, B. J., Black, W. C., & Anderson, R. E. (2018). *Multivariate Data Analysis* (8th Edition). CENGAGE INDIA.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* ((3rd ed.)). Sage.
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a Silver Bullet. *The Journal of Marketing Theory and Practice*, 19(2), 139–152. <https://doi.org/10.2753/MTP1069-6679190202>
- Henseler, J., Hubona, G., & Ray, P. A. (2016). Using PLS path modeling in new technology research: Updated guidelines. *Industrial Management and Data Systems*, 116(1), 2–20. <https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2015-0382>
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sinkovics, R. R. (2009). The use of partial least squares path modeling in international marketing. *Advances in International Marketing*, 20(2009), 277–319. [https://doi.org/10.1016/0167-8116\(92\)90003-4](https://doi.org/10.1016/0167-8116(92)90003-4)
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., María del Pilar Baptista Lucio, D., & Méndez Valencia Christian Paulina Mendoza Torres, S. (2014). *Metodología de la Investigación* (Sexta edición). McGRAW-HILL / Interamericana Editores.
- Hernandez-de-Menendez, M., Diaz, C. E., & Morales-Menendez, R. (2019). Technologies for the future of learning: state of the art. *International Journal of Interactive Design and Manufacturing - IJIDEM*, 14(2), 683–695. <https://doi.org/10.1007/s12008-019-00640-0>
- Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). *Artificial Intelligence in Education. Promise and Implications for Teaching and Learning*. Center for Curriculum Redesign All rights reserved. <https://www.researchgate.net/publication/332180327>
- Hoök, K., & Lowgren, J. (2012). Strong concepts: Intermediate-level knowledge in interaction Design research. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*, 19(3). <https://doi.org/10.1145/2362364.2362371>
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1–55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>

- Idroes, G. M., Noviandy, T. R., Maulana, A., Irvanizam, I., Jalil, Z., Lenioni, L., Lala, A., Abas, A. H., Tallei, T. E., & Idroes, R. (2023). Student Perspectives on the Role of Artificial Intelligence in Education: A Survey-Based Analysis. *Journal of Educational Management and Learning*, 1(1), 8–15. <https://doi.org/10.60084/jeml.v1i1.58>
- IESALC. (2022). Estudio sobre la aplicación de inteligencia artificial en universidades ecuatorianas. . *Instituto Internacional Para La Educación Superior En América Latina y El Caribe (IESALC)*.
- Jiménez Chaves, V. (2020). Triangulación metodológica cualitativa y cuantitativa. *Revista Sobre Estudios e Investigaciones Del Saber Académico*, 14 (14), 76–81. <https://revistas.uni.edu.py/index.php/rseisa/article/view/276/231>
- Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2020). *Speech and Language Processing: An introduction to natural language processing, computational linguistics, and speech recognition*. ((3rd ed. draft)). Pearson.
- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. In *Business Horizons* (Vol. 62, Issue 1, pp. 15–25). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004>
- Lai, P. (2017). The literature review of technology adoption models and theories for the novelty technology. *Journal of Information Systems and Technology Management*, 14(1), 21–38. <https://doi.org/10.4301/S1807-17752017000100002>
- Lecun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. In *Nature* (Vol. 521, Issue 7553, pp. 436–444). Nature Publishing Group. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lee, D., Arnold, M., Srivastava, A., Plastow, K., Strelan, P., Ploeckl, F., Lekkas, D., & Palmer, E. (2024). The impact of generative AI on higher education learning and teaching: A study of educators' perspectives. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100221>
- Long, P., & Siemens, G. (2011). Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education. *EDUCAUSE Review*, 46(5), 30–40.
- López-Chila, R., Llerena-Izquierdo, J., Sumba-Nacipucha, N., & Cueva-Estrada, J. (2024). Artificial Intelligence in Higher Education: An Analysis of Existing Bibliometrics. In *Education Sciences* (Vol. 14, Issue 1). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/educsci14010047>
- Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M., & Pearson, L. B. F. (2016). *Intelligence Unleashed An argument for AI in Education*. Pearson.
- Ministerio de Educación. (2020). *MINEDUC-MINEDUC-2020-00042-A*.
- Ministerio de Telecomunicaciones. (2002). *Ley de Comercio Electrónico, Firmas y Mensajes de Datos*. www.lexis.com.ec

- Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill Science/Engineering/Math.
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric Theory* ((3rd Edition)). McGraw-Hill.
<https://www.amazon.com/Psychometric-Theory-Jum-C-Nunnally/dp/007047849X>
- Nye, B. D. (2015). Intelligent tutoring systems by and for the developing world: A review of trends and approaches for educational technology in a global context. In *International Journal of Artificial Intelligence in Education* (Vol. 25, Issue 2, pp. 177–203). Springer Science and Business Media, LLC. <https://doi.org/10.1007/s40593-014-0028-6>
- Ocaña-Fernández, Y., Valenzuela-Fernández, L. A., & Garro-Aburto, L. L. (2019a). Inteligencia artificial y sus implicaciones en la educación superior. *Propósitos y Representaciones*, 7(2). <https://doi.org/10.20511/pyr2019.v7n2.274>
- Ocaña-Fernández, Y., Valenzuela-Fernández, L. A., & Garro-Aburto, L. L. (2019b). Inteligencia artificial y sus implicaciones en la educación superior. *Propósitos y Representaciones*, 7(2). <https://doi.org/10.20511/pyr2019.v7n2.274>
- OECD. (2019). *Artificial intelligence in society*. 61–70.
- Okoye, K., Hussein, H., Arrona-Palacios, A., Quintero, H. N., Ortega, L. O. P., Sanchez, A. L., Ortiz, E. A., Escamilla, J., & Hosseini, S. (2023). Impact of digital technologies upon teaching and learning in higher education in Latin America: an outlook on the reach, barriers, and bottlenecks. *Education and Information Technologies*, 28(2), 2291–2360. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11214-1>
- Okuda Benavides, M., & Gómez-Restrepo, C. (2005). Metodología de investigación y lectura crítica de estudios Title: Methods in Qualitative Research: Triangulation. *Revista Colombiana de Psiquiatría*, XXXIV N°. 1, 118–124.
- Parlamento Europeo. (2024). Ley de IA de la UE: primera normativa sobre inteligencia artificial. *Dirección General de Comunicación*.
- Parra-Sánchez, J. S. (2022). Potencialidades de la Inteligencia Artificial en Educación Superior: Un Enfoque desde la Personalización. *Revista Tecnológica-Educativa Docentes 2.0*, 14(1), 19–27. <https://doi.org/10.37843/rted.v14i1.296>
- Peng, D. X., & Lai, F. (2012). Using partial least squares in operations management research: A practical guideline and summary of past research. *Journal of Operations Management*, 30(6), 467–480. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2012.06.002>
- Peters, L., Derrick, A., Damen, T., Marsh, M., & Ovenden, R. (2006). The eAdmissions National Project: a research informed approach. *Aslib Proceedings: New Information Perspectives*, 58(5), 447–461. <https://doi.org/10.1108/00012530610692393>
- Popenici, S. A. D., & Kerr, S. (2017). Exploring the impact of artificial intelligence on teaching and learning in higher education. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 12(1). <https://doi.org/10.1186/s41039-017-0062-8>

- Pozos Pérez, K. V., & Tejada Fernández, J. (2018). Competencias Digitales en Docentes de Educación Superior: Niveles de Dominio y Necesidades Formativas. *Revista Digital de Investigación En Docencia Universitaria*, 59–87. <https://doi.org/10.19083/ridu.2018.712>
- Ramírez Gallegos, R. (2016). *Universidad urgente para una sociedad emancipada* (1° ed.). SENESCYT-IESALC.
- Ramirez-Anormaliza, R. (2017). *Modelo de aceptación de los sistemas e-learning en las Universidades: Un enfoque del modelo de aceptación de la tecnología ajustado al Ecuador* [Tesis doctoral, UPC]. <https://doi.org/10.5821/disertación-2117-107941>
- Ramirez-Anormaliza, R. (2023). *Modelo de adopción de Analítica de Datos Masivos en una Universidad del Ecuador*. Universidad Estatal de Milagro.
- Ramirez-Anormaliza, R., Guevara-Viejo, F., D', M., Regnault, A., Pena-Holguin, R., Farias-Lema, R., Bravo-Duarte, F., Diaz, J., Juan, -Montenegro, Omar, C.-C., Fabian, F.-A., Edwuin, R.-G., Rodriguez, C., Vargas-Decimavilla, D., Basurto-Quilligana, R., Vargas-Ortiz, O., Bermeo-Paucar, J., & Castelo-Gonzalez, J. (2017). *Análisis Multivariante: Teoría y práctica de las principales técnicas* (Jaime Samaniego). Ediciones Holguín S.A. <http://www.unemi.edu.ec/>
- Ringle, C. M., Wende, S., & Becker, J. M. (2024). *SmartPLS (4.0)*. <https://www.smartpls.com/>
- Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4a. ed.). Pearson Education.
- Sandhya, S. (2021). An overview of mutual funds. *International Journal of Creative Research Thoughts*, 9(5), 2320–2882. www.ijcrt.org
- Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2022). *A beginner's Guide to Structural Equation Modeling* (Third edition). Taylor and Francis Group. <https://www.researchgate.net/publication/362079746>
- Secretaría Nacional de Planificación y Desarrollo. (2017). *Plan Nacional de Desarrollo 2017-2021-Toda una Vida*. www.planificacion.gob.ec
- SENESCYT. (2022). Informe sobre el proyecto de asistente virtual en Ecuador. *Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación (SENESCYT)*.
- Shmueli, G., Sarstedt, M., Hair, J. F., Cheah, J. H., Ting, H., Vaithilingam, S., & Ringle, C. M. (2019). Predictive model assessment in PLS-SEM: guidelines for using PLSpredict. *European Journal of Marketing*, 53(11), 2322–2347. <https://doi.org/10.1108/EJM-02-2019-0189>
- Szeliski, R. (2022). *Computer vision: algorithms and applications*. Springer. <https://szeliski.org/Book/>
- UNESCO. (2019). *The challenges and opportunities of Artificial Intelligence in education | UNESCO*. <https://www.unesco.org/en/articles/challenges-and-opportunities-artificial-intelligence-education>

- UNESCO. (2021a). *AI and education: guidance for policy-makers - UNESCO Biblioteca Digital*. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000376709>
- UNESCO. (2021b). Inteligencia artificial y educación superior: preparándose para el futuro. Serie UNESCO sobre Creatividad. In *París*. <https://www.unesco.org/es/digital-education/artificial-intelligence>
- Wold, H. (1974). Causal flows with latent variables. *European Economic Review*, 5(1), 67–86.
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019a). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? In *International Journal of Educational Technology in Higher Education* (Vol. 16, Issue 1). Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019b). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? In *International Journal of Educational Technology in Higher Education* (Vol. 16, Issue 1). Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>

Anexos

Anexo 1 Formulario de evaluación para expertos

Fecha: dd/mm/aaaa

Doctor(a)
Nombre del Experto
Entidad en la cual labora el experto
Presente

De mis consideraciones:

Ponemos a vuestra consideración los resultados parciales de la investigación que realiza el estudiante de maestría Verónica Suárez Matamoros dentro del programa de Maestría Gestión en Proyectos y que tiene como tema: **“Impacto de la Inteligencia Artificial en la Gestión de Educación Superior en las universidades de Ecuador”**. Solicitamos consigne sus respuestas en el presente documento en base a su experiencia como docente e investigador.

Introducción.

Resultado de la revisión bibliográfica el trabajo de investigación plantea conocer el Impacto de la Inteligencia Artificial en la Gestión de la Educación Superior en las universidades en Ecuador, donde se toma como base el Modelo de Aceptación de la Tecnología (TAM) (Davis, 1985) introducido por Davis en su tesis doctoral, para demostrar el comportamiento y la aceptación de las tecnologías (Inteligencia Artificial) en una Universidad de Ecuador. Para alcanzar el objetivo planteado, se ha realizado una revisión exhaustiva de la literatura sobre la utilización del TAM para evaluar la aceptación de los sistemas e-learning. Esto permitió definir el modelo teórico de investigación que incluye los constructos: Conocimiento sobre IA (CIA), Utilidad Percibida de la IA (UPI), Facilidad de uso Percibida de la IA (FUP), Apoyo Institucional para la adopción de la IA (AIN) Y Percepción del impacto de la IA (PIG). Se ha adaptado un instrumento basado en las investigaciones previas en esta área para la recolección de datos. En la **Figura 1** se da a conocer el modelo teórico propuesto.

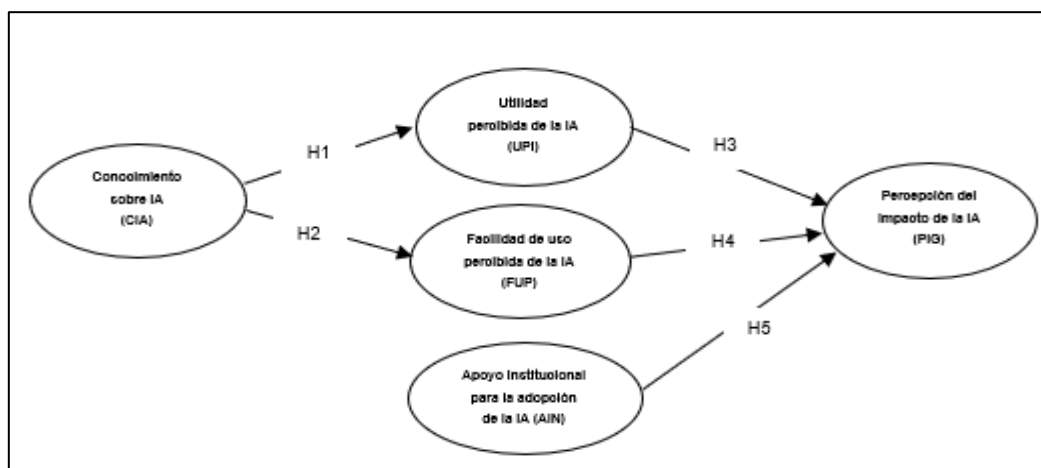


Figura 1 Modelo teórico de la investigación

Solicitamos su colaboración para realizar una revisión exhaustiva del modelo presentado, evaluando su nivel de adaptación al contexto de las universidades de Ecuador y la adecuación del cuestionario diseñado para la recolección de datos. Con base en su experiencia, le pedimos que emita un criterio en los apartados siguientes.

Evaluación de la Relación entre Constructos (hipótesis planteadas)

Hipótesis planteadas	Criterio del experto				
	Hipótesis Inadecuada	Hipótesis Poco Adecuada	Hipótesis Adecuada	Hipótesis Bastante Adecuada	Hipótesis Muy Adecuada
H1: El conocimiento sobre la IA (CIA) tiene un efecto positivo en la utilidad percibida de la IA (UPI).					
H2: El conocimiento sobre la IA (CIA) tiene un efecto positivo en la facilidad de uso percibida de la IA (FUP).					
H3: La utilidad percibida de la IA (UPI) tiene un efecto positivo en la percepción del impacto de la IA (PIG).					
H4: La facilidad de uso percibida de la IA (FUP) tiene un efecto positivo en la percepción del impacto de la IA (PIG).					
H5: El apoyo institucional para la adopción de la IA (AIN) tiene un efecto positivo en la percepción del impacto de la IA (PIG).					
Recomendaciones					

Evaluación del cuestionario

Conocimiento sobre IA (CIA): Se refiere al nivel de comprensión y familiaridad que tienen los individuos con respecto a los conceptos, tecnologías y aplicaciones de la Inteligencia Artificial (Dwivedi et al., 2022).

Elementos para evaluar Conocimiento sobre la IA (Mbarek & Zaddem, 2013)	Criterio del experto				
	Elemento Inadecuado	Elemento Poco Adecuado	Elemento Adecuado	Elemento Bastante Adecuado	Elemento Muy Adecuado
CIA1: Su nivel de comprensión acerca de los conceptos básicos de la IA es:					
CIA2: Su familiaridad con las aplicaciones de la IA en la educación superior es:					
CIA3: Su participación en capacitaciones sobre IA es:					
CIA4: Su conocimiento sobre los riesgos y desafíos de implementar IA en la educación superior es:					
CIA5: Su nivel de entendimiento sobre los principios éticos y de responsabilidad en el uso de IA es:					
¿Qué elementos usted sugiere sean agregados para mejorar la evaluación del Conocimiento sobre la IA?					
Recomendaciones					

Utilidad percibida de la IA (UPI): Se define como "el grado en el que una persona cree que el uso de un sistema en particular mejoraría su desempeño en el trabajo" (Davis, 1989, p. 320).

Elementos para evaluar Utilidad percibida de la IA (Tarhini, Hone, & Liu, 2013)	Criterio del experto				
	Elemento Inadecuado	Elemento Poco Adecuado	Elemento Adecuado	Elemento Bastante Adecuado	Elemento Muy Adecuado
UPI1: El uso de la IA permite mejorar en la eficiencia de los procesos de gestión.					
UPI2: El uso de la IA permite tomar de decisiones basada en datos.					
UPI3: El uso de la IA permite la personalización de los servicios educativos.					
UPI4: El uso de la IA permite generar informes y análisis de datos más precisos.					
UPI5: El uso de la IA permite predecir tendencias y patrones en el comportamiento de los estudiantes.					
¿Qué elementos usted sugiere sean agregados para mejorar la evaluación de la Utilidad percibida de la IA?					
Recomendaciones					

Facilidad de uso percibida de la IA (FUP): Es "el grado en el que una persona cree que el uso de un sistema en particular estaría libre de esfuerzo" (Davis, 1989, p. 320).

Elementos para evaluar Factibilidad de uso percibida de la IA (Lin, 2012)	Criterio del experto				
	Elemento Inadecuado	Elemento Poco Adecuado	Elemento Adecuado	Elemento Bastante Adecuado	Elemento Muy Adecuado
FUP1: Considera que el personal cuenta con las habilidades necesarias para utilizar eficazmente las herramientas de IA.					
FUP2: Considera que la interfaz de usuario de las herramientas de IA es intuitiva y fácil de aprender.					
FUP3: Considera que hay facilidad de integrar las soluciones de IA con los sistemas y procesos existentes.					
FUP4: Considera que la disponibilidad de soporte técnico y la asistencia son suficientes para resolver problemas con las herramientas de IA.					
FUP5: Considera oportuno la disponibilidad de manuales y materiales de capacitación para el uso de IA.					
¿Qué elementos usted sugiere sean agregados para mejorar la evaluación de la Factibilidad de uso percibida de la IA?					
Recomendaciones					

Apoyo institucional para la adopción de la IA (AIN): Se refiere al respaldo y los recursos que una organización proporciona para facilitar la adopción e implementación de nuevas tecnologías, como la IA (Lai, 2017).

Elementos para evaluar Apoyo institucional para la adopción de la IA (Lay, Chen, & Chi, 2013)	Criterio del experto				
	Elemento Inadecuado	Elemento Poco Adecuado	Elemento Adecuado	Elemento Bastante Adecuado	Elemento Muy Adecuado
AIN1: En qué nivel considera importante la asignación de recursos financieros para la adopción de la IA.					
AIN2: En qué nivel considera importante el desarrollo de políticas y estrategias institucionales para la IA.					
AIN3: En qué nivel considera importante fomentar de la cultura de innovación y adaptación al cambio.					
AIN4: En qué nivel de compromiso considera importante que la alta dirección promueva el uso de IA en la gestión universitaria.					
AIN5: En qué nivel considera importante disponer de programas de capacitación y desarrollo de habilidades en IA para el personal.					
¿Qué elementos usted sugiere sean agregados para mejorar la evaluación del Apoyo institucional para la adopción de la IA?					
Recomendaciones					

Percepción del impacto de la IA en la gestión universitaria (PIG): Se refiere a la percepción que tienen el personal administrativo y académico de la universidad sobre los efectos y consecuencias de la implementación de la IA en la gestión de las instituciones de educación superior (Seeber et al., 2020).

Elementos para evaluar Percepción del impacto de la IA en la gestión universitaria (Lay et al., 2013)	Criterio del experto				
	Elemento Inadecuado	Elemento Poco Adecuado	Elemento Adecuado	Elemento Bastante Adecuado	Elemento Muy Adecuado
PIG1: En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la calidad de la educación.					
PIG2: En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la eficiencia de la gestión universitaria.					
PIG3: En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la mejora de la experiencia del personal académico.					
PIG4: En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la optimización de procesos administrativos.					
PIG5: En qué medida considera usted que la IA puede contribuir a la toma de decisiones más informadas y fundamentadas.					
¿Qué elementos usted sugiere sean agregados para mejorar la evaluación de la Percepción del impacto de la IA en la gestión universitaria?					
Recomendaciones					

Evaluación del modelo

Elemento a evaluar	Criterio del experto				
	Inadecuado	Poco Adecuado	Adecuado	Bastante Adecuado	Muy Adecuado
Cómo usted considera el nivel de adaptación del modelo al entorno del Ecuador					
Recomendaciones					

Pertinencia de los constructos elegidos

Constructo	Criterio del experto				
	Constructo Inadecuado	Constructo Poco Adecuado	Constructo Adecuado	Constructo Bastante Adecuado	Constructo Muy Adecuado
Conocimiento sobre IA (CIA)					
Utilidad percibida de la IA (UPI)					
Facilidad de uso percibida de la IA (FUP)					
Apoyo institucional para la adopción de la IA (AIN)					
Percepción del impacto de la IA en la gestión universitaria (PIG)					
Recomendaciones					

Aspectos Generales

- En una escala creciente del 1 al 10 consigne en el cuadro siguiente, el valor que corresponde con el grado de conocimiento o información que tienen sobre el tema revisado.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

- Determine la ponderación de las fuentes que le permitieron a usted emitir su criterio sobre el tema revisado.

Fuentes de argumentación o fundamentación	Alto	Medio	Bajo
Análisis teóricos realizados por usted			
Su experiencia obtenida			
Trabajos de autores de su país			
Trabajos de autores extranjeros			
Su conocimiento del estado del problema en el extranjero			
Su intuición			

Firma
Fecha

Anexo 2 Cuestionario aplicado

Proyecto de Investigación

Impacto de la Inteligencia Artificial en la Gestión de la Educación Superior en las Universidades de Ecuador. (Encuesta para el personal administrativo y académico de la Universidad – Tiempo estimado 8 minutos)

Instrucciones:

- Las siguientes preguntas están relacionadas al impacto de la Inteligencia Artificial (IA) en la gestión de la educación superior de la universidad donde usted labora. La IA se refiere a la capacidad de los sistemas informáticos para realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana (Russell & Norvig 2010).
- Al emitir su criterio considerar que "1" (uno) es el nivel más bajo y equivale a total desacuerdo, y "6" (seis) es el nivel más alto equivalente a total acuerdo sobre el aspecto consultado. En caso de no conocer la respuesta no marcar casillero alguno.
- Sus respuestas son anónimas y de uso exclusivamente académico.

Género: [] Masculino [] Femenino **Edad:** [___] **Estado Civil:** [] Soltero [] Casado [] Otro _____
Máximo nivel de estudio: [] Pregrado [] Diplomado [] Maestría [] Doctorado
Computador en Casa: [] Sí [] No **Correo:** [_____]
Experiencia en Internet: [] Escasa [] Menos de un año [] Entre 1 y 2 años [] Más de 2 años
Dependencia/Facultad: [_____] **Años de labor en la institución:** [_____]

Conocimiento sobre IA (CIA): Se refiere al nivel de comprensión y familiaridad que tienen los individuos con respecto a los conceptos, tecnologías y aplicaciones de la Inteligencia Artificial (Dwivedi et al., 2022).	1	2	3	4	5	6
CIA1: Su nivel de comprensión acerca de los conceptos básicos de la IA es:						
CIA2: Su familiaridad con las aplicaciones de la IA en la educación superior es:						
CIA3: Su participación en capacitaciones sobre IA es:						
CIA4: Su conocimiento sobre los riesgos y desafíos de implementar IA en la educación superior es:						
CIA5: Su nivel de entendimiento sobre los principios éticos y de responsabilidad en el uso de IA es:						
Utilidad percibida de la IA (UPI): Se define como "el grado en el que una persona cree que el uso de un sistema en particular mejoraría su desempeño en el trabajo" (Davis, 1989, p. 320).	1	2	3	4	5	6
UPI1: El uso de la IA permite mejorar en la eficiencia de los procesos de gestión.						
UPI2: El uso de la IA permite tomar de decisiones basada en datos.						
UPI3: El uso de la IA permite la personalización de los servicios educativos.						
UPI4: El uso de la IA permite generar informes y análisis de datos más precisos.						
UPI5: El uso de la IA permite predecir tendencias y patrones en el comportamiento de los estudiantes.						
Facilidad de uso percibida de la IA (FUP): Es "el grado en el que una persona cree que el uso de un sistema en particular estaría libre de esfuerzo" (Davis, 1989, p. 320).	1	2	3	4	5	6
FUP1: Considera que el personal cuenta con las habilidades necesarias para utilizar eficazmente las herramientas de IA.						
FUP2: Considera que la interfaz de usuario de las herramientas de IA es intuitiva y fácil de aprender.						
FUP3: Considera que hay facilidad de integrar las soluciones de IA con los sistemas y procesos existentes.						
FUP4: Considera que la disponibilidad de soporte técnico y la asistencia son suficientes para resolver problemas con las herramientas de IA.						
FUP5: Considera oportuno la disponibilidad de manuales y materiales de capacitación para el uso de IA.						
Apoyo institucional para la adopción de la IA (AIN): Se refiere al respaldo y los recursos que una organización proporciona para facilitar la adopción e implementación de nuevas tecnologías, como la IA (Lai, 2017).	1	2	3	4	5	6
AIN1: En qué nivel considera importante la asignación de recursos financieros para la adopción de la IA.						
AIN2: En qué nivel considera importante el desarrollo de políticas y estrategias institucionales para la IA.						
AIN3: En qué nivel considera importante fomentar de la cultura de innovación y adaptación al cambio.						
AIN4: En qué nivel de compromiso considera importante que la alta dirección promueva el uso de IA en la gestión universitaria.						
AIN5: En qué nivel considera importante disponer de programas de capacitación y desarrollo de habilidades en IA para el personal.						
Percepción del impacto de la IA en la gestión universitaria (PIG): Se refiere a la percepción que tienen el personal administrativo y académico de la universidad sobre los efectos y consecuencias de la implementación de la IA en la gestión de las instituciones de educación superior (Seeber et al., 2020).	1	2	3	4	5	6
PIG1: En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la calidad de la educación.						
PIG2: En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la eficiencia de la gestión universitaria.						
PIG3: En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la mejora de la experiencia del personal académico.						
PIG4: En qué medida considera usted que la implementación de la IA impacta en la optimización de procesos administrativos.						
PIG5: En qué medida considera usted que la IA puede contribuir a la toma de decisiones más informadas y fundamentadas.						