

# Influencia de la Inteligencia Artificial en la Educación Superior (Influence of Artificial Intelligence in the educational field)

María de Jesús Araiza-Vázquez<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universidad Autónoma de Nuevo León – Facultad de Contaduría Pública y Administración (México),  
[maria.ar aizavz@uanl.edu.mx](mailto:maria.ar aizavz@uanl.edu.mx), <https://orcid.org/0000-0002-2622-805X>

---

*Información revisada por pares*

*Fecha de recepción: 25 de abril del 2024*

*Fecha de aceptación: 15 de mayo del 2024*

*Fecha de publicación en línea: 30 de noviembre del 2024*

*DOI: <https://doi.org/10.29105/vtga10.6-1039>*

---

## Resumen

Este estudio investiga los efectos de la inteligencia artificial en la eficiencia de la toma de decisiones, la propensión a la pereza y los problemas de privacidad entre los estudiantes universitarios de México. Aunque la educación, al igual que otros sectores, ha integrado tecnologías de IA para enfrentar desafíos contemporáneos, es alarmante que muchas investigaciones e instituciones a nivel mundial resalten únicamente los beneficios de la IA, omitiendo sus riesgos. Este estudio emplea el software PLS-Smart para analizar los datos recabados de 285 estudiantes de una universidad en su escuela de negocios, seleccionados mediante un muestreo intencional. Los hallazgos indican que la IA impacta significativamente en las decisiones humanas y contribuye a la pereza. Además, presenta riesgos para la seguridad y la privacidad, siendo la pereza el aspecto más afectado. La investigación argumenta la necesidad de adoptar medidas de precaución antes de implementar tecnología de IA en el sector educativo. Ignorar las preocupaciones fundamentales sobre la IA podría resultar perjudicial. Se aconseja prestar especial atención al diseño, implementación y uso ético de la IA en educación.

**Palabras clave:** Inteligencia Artificial, Ética, Seguridad y Privacidad

**Códigos JEL:** I21, I23, I26, D38

## Abstract

This study investigates the effects of artificial intelligence on decision-making efficiency, propensity for laziness, and privacy issues among university students in Mexico. Although education, like other sectors, has integrated AI technologies to address contemporary challenges, it is alarming that many research and institutions around the world only highlight the benefits of AI while ignoring its risks. This study uses PLS-Smart software to analyze data collected from 285 at a university in its business school, selected through purposive sampling. The results show that AI has a significant impact on human decision-making and contributes to laziness. It also poses security and privacy risks, with laziness being the most affected aspect. The research argues for the need to take precautionary measures before implementing AI technology in the education sector. Ignoring fundamental concerns about AI could be detrimental. Particular attention should be paid to the design, implementation, and ethical use of AI in education.

**Key words:** Artificial Intelligence, Ethics, Security and Privacy

**JEL codes:** I21, I23, I26, D38

## Introducción

La inteligencia artificial (IA) es una tecnología que se hace uso de diversas técnicas de inteligencia artificial (Nemorin et al., 2022) como la identificación del plagio, la integridad de los exámenes (Ade-Ibijola y Otiye, 2022), sistemas de administración del aprendizaje, la transcripción de clases del estudiante, foros de debate en línea, el análisis de las métricas de los participantes. En la actualidad, las compañías de tecnología educativa están introduciendo inteligencia artificial para evaluar el aprendizaje social y emocional (McStay, 2020) la inteligencia artificial, los métodos de computación y el aprendizaje automático se denominan de manera colectiva “IA emocional”. La IA da forma a nuestro futuro más potencialmente que cualquier otro invento del siglo. Aquellos que no lo comprendan pronto se sentirán estresados, despertando en un mundo lleno de tecnología que se parece cada vez más a la magia o la fantasía (Mantelero, 2018). Sin duda, la tecnología de la IA tiene una importancia significativa y su papel ha quedado patente en la reciente pandemia. Los expertos coinciden en que puede ser fundamental en la educación (Sayed et al., 2021), pero esto no significa que siempre sea beneficiosa y libre de intranquilidades éticas (Dastin, 2022).

En ese sentido, hay que comprender el significado de ser “ético” en el contexto de la IA y la educación, es fundamental investigar las posibles consecuencias no deseadas del uso de la IA en la educación y sus principales cuestiones éticas, así como otras cuestiones. Aunque la tecnología también mejora la seguridad de la información en las organizaciones (Ahmad et al., 2021) entre otros aspectos, los investigadores sugieren que en el año 2030 la revolución de la IA se enfocará en optimizar los beneficios y el control social, sin embargo, también se presentarán dificultades éticas y no existe consenso aún entre ellos, es evidente que existe una clara división respecto al impacto positivo de la IA en la vida y la moral (Rainie et al., 2021).

El sector educativo se enfrenta a muchos retos éticos a la hora de implantar o utilizar la IA, algunos investigadores están explorando este campo. Dividimos la IA en la educación en tres niveles. En primer lugar, la propia tecnología, su proveedor y su desarrollador. La segunda es su influencia en el maestro y en el estudiante. Un tercer aspecto que considerar son las cuestiones de privacidad, confianza, seguridad y salud desde el punto de vista del usuario. Para enfrentar estos problemas, es indispensable contar con un marco regulatorio y políticas efectivas. Sin embargo, aún no se han establecido marcos normativos, ni acordado directrices, ni formulado políticas, ni reglamentos que aborden las cuestiones éticas surgidas por el uso de la inteligencia artificial en la educación (Rosé et al., 2018).

Aunque no todos los problemas afectan directamente a la educación y el aprendizaje, muchos tienen un impacto directo o indirecto en el proceso educativo. Por lo tanto, es complejo determinar si

la IA ejerce un impacto ético positivo o negativo en la educación. El debate sobre las preocupaciones éticas relacionadas con la tecnología de IA persistirá, variando de un caso a otro y de un contexto a otro (Petousi y Sifaki, 2020).

La seguridad emerge como una de las principales inquietudes vinculadas al uso de la inteligencia artificial (IA) en el aprendizaje, según Köbis y Mehner (2021). En el contexto de la educación, la IA presenta tanto promesas como desafíos (Petousi y Sifaki, 2020; Owoc et al., 2021). Actualmente, la mayoría de las instituciones educativas incorporan tecnologías de IA en sus procesos de enseñanza, captando el interés de numerosos investigadores.

Varios estudios sugieren que la IA tiene un impacto significativo en la educación y el aprendizaje electrónico (Nawaz et al., 2020; Ahmed y Nashat, 2020), un hecho que ha sido especialmente evidente durante la reciente pandemia de COVID-19 (Cavus et al., 2021). Sin embargo, el aprendizaje automatizado y la IA también presentan numerosos desafíos para el ámbito educativo, siendo la seguridad y la privacidad los más destacados.

De esta manera, una pregunta relacionada con las preocupaciones sobre la privacidad se centra en la seguridad de los estudiantes como la preocupación número uno de los dispositivos de IA y su uso y lo mismo puede ocurrir en el caso de los profesores. Los sistemas de aprendizaje automático o IA se basan exclusivamente en la disponibilidad de datos, sin datos, no son nada, y es inevitable el riesgo de que se utilicen mal y se filtren para un fin pésimo (Hübner, 2021). Los sistemas de IA recopilan y utilizan enormes datos para hacer predicciones y patrones; existe la posibilidad de que se produzcan sesgos y discriminación (Weyerer y Langer, 2019). Muchas personas se preocupan ahora por los atributos éticos de los sistemas de IA y creen que la cuestión de la seguridad debe tenerse en cuenta en el desarrollo y la implantación de sistemas de IA (Samtani et al., 2021). Las escuelas, institutos y universidades cuentan con grandes bancos de registros de estudiantes que incluyen datos relacionados con su salud, números de la seguridad social, información de pago, entre otros, y están en peligro. Es necesario que las instituciones de enseñanza reevalúen y rediseñen continuamente las prácticas de seguridad para proteger los datos y evitar cualquier filtración. El problema es aún mayor en los entornos de aprendizaje a distancia o cuando la tecnología de la información es eficaz (Chan y Morgan, 2019).

De igual manera, a medida que aumenta el uso de la IA en la educación, también aumenta el peligro de los problemas de seguridad (Taddeo et al., 2019). Nadie puede huir de la amenaza de la IA en lo que respecta a la ciberseguridad, y se comporta como un arma de doble filo (Siau y Wang, 2020). Aunque se espera que estas tecnologías adopten comportamientos cada vez más humanos, características como la autoconciencia seguirán siendo inalcanzables. La IA requiere de grandes cantidades de datos para aprender y tomar decisiones, lo cual plantea continuos desafíos en cuanto a

la privacidad (Mhlanga, 2021). Además, la implementación de sistemas de IA no es neutra, sino que se lleva a cabo en un contexto de condiciones sociales ya existentes, lo que complica su impacto en los derechos humanos. A partir de esta revisión se formula la siguiente hipótesis.

H1: Existe un impacto significativo de la inteligencia artificial en los problemas de seguridad y privacidad.

La mayoría de las empresas y países invierten en la captura y el desarrollo de tecnologías, habilidades y educación con IA (Oh et al., 2017). Sin embargo, la principal preocupación sobre la adopción de la IA es que complica el papel de la IA en la creación de valor sostenible y minimiza el control humano (Noema, 2021). A medida que incrementa el uso y la dependencia de la inteligencia artificial, se reduce la capacidad de pensamiento del ser humano, limitando su habilidad para pensar críticamente y volviéndolo más dependiente de soluciones automatizadas. Este fenómeno no solo disminuye las capacidades intelectuales humanas, sino que también promueve un pensamiento más mecánico y menos intuitivo, similar al funcionamiento de un algoritmo (Jarrahi, 2018). De manera gradual, la constante dependencia de la IA para realizar tareas como planificación y organización está mermando la capacidad de reflexión y el esfuerzo mental necesario en estas actividades.

La inteligencia artificial está reduciendo nuestra autonomía, sustituyendo nuestras decisiones por las suyas y fomentando la pereza en diversas áreas de nuestra vida (Danaher, 2018). Tanto docentes como estudiantes recurrirán a aplicaciones de IA para la realización de tareas y asignaciones, o incluso para la ejecución automática de estas actividades. Con el tiempo, la dependencia de la IA podría inducir a la pereza y provocar complicaciones futuras. En resumen, a partir de esta revisión se establece la siguiente hipótesis:

H2: La inteligencia artificial tiene un impacto significativo en la pereza humana.

Si bien es cierto que la IA aporta numerosos beneficios, también acarrea graves repercusiones negativas, especialmente en la limitación de la participación humana en la toma de decisiones. De forma progresiva, la IA está reemplazando funciones esenciales del razonamiento humano, como el análisis intuitivo, el pensamiento crítico y la creatividad en la solución de problemas, las cuales están siendo marginadas en los procesos decisorios (Ghosh et al., 2019). La rápida integración de la IA en la toma de decisiones estratégicas es un claro indicativo de su expansión, pasando de un 10% a un 80% de adopción en solo cinco años (Sebastian y Sebastian, 2021).

Las organizaciones están adoptando la inteligencia artificial (IA) para analizar datos y tomar decisiones complejas de manera eficaz, buscando así una ventaja competitiva. A pesar de la creciente influencia de la IA en la toma de decisiones en diversos sectores, los seres humanos siguen teniendo la última palabra en cualquier decisión. Esto subraya la relevancia del papel humano en el proceso y la necesidad de que la tecnología de IA colabore estrechamente con las personas (Meissner y Keding,

2021).

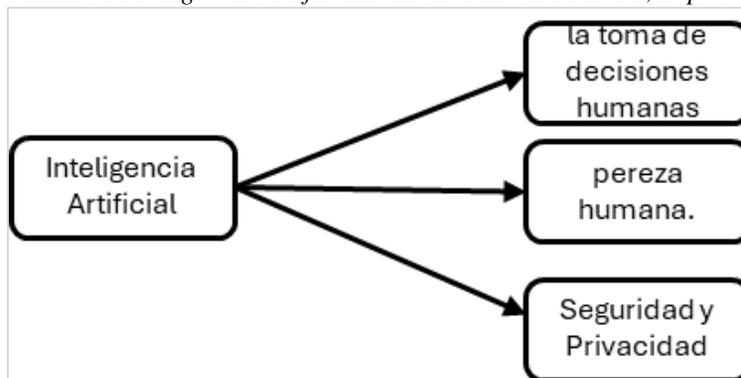
La participación de la IA en la toma de decisiones en el ámbito educativo está en aumento. Las universidades están implementando la IA tanto en actividades académicas como administrativas. Desde que los estudiantes buscan requisitos de admisión hasta la emisión de títulos, la IA les asiste mediante personalización, tutoría, respuestas rápidas, acceso constante al aprendizaje, resolución de preguntas y automatización de tareas, desempeñando un papel crucial en el sector educativo (Karandish, 2021).

En todos estos roles, la IA recopila y analiza datos para luego tomar decisiones. Surge la necesidad de plantear preguntas fundamentales: ¿Las decisiones que toma la IA son éticas? Se ha descubierto que la IA puede mostrar prejuicios raciales y sus decisiones no siempre son éticas (Tran, 2021). Otro interrogante relevante es si la IA está afectando la capacidad de toma de decisiones de los humanos. Al utilizar sistemas inteligentes, los solicitantes pueden enviar sus datos directamente para la aprobación de pruebas de admisión sin revisión humana, debido en parte a la confianza en la tecnología y en parte a la pereza inducida por la automatización de tareas entre los líderes.

De igual manera, la decisión de cómo gestionar y analizar los registros estudiantiles dependerá de las decisiones tomadas por el sistema, influenciadas por la confianza o la pereza resultante de la automatización. En casi todas las actividades, los educadores y otros empleados están perdiendo la capacidad de cognición al tomar decisiones académicas o administrativas. Su dependencia de los sistemas de IA instalados en la institución crece constantemente. La integración de la IA en la toma de decisiones organizacionales en condiciones de incertidumbre puede mejorar la toma de decisiones, pero se deben considerar los marcos éticos y la responsabilidad humana (Trunk, et al., 2020).

H3: Hay un impacto significativo de la inteligencia artificial en la pérdida de la toma de decisiones humanas.

**Figura 1.** El impacto de la inteligencia artificial en la toma de decisiones, la pereza y la seguridad.



## **Método**

### ***Diseño de la investigación.***

En esta investigación, se utiliza la filosofía del positivismo para el análisis. El positivismo se enfoca en una realidad social observable que produce leyes, al igual que generalizaciones. Esta filosofía utiliza la teoría existente para el desarrollo de la hipótesis en este estudio. El método cuantitativo se sigue para la recolección y análisis de datos en esta investigación. La práctica cuantitativa se centra en números cuantificables y proporciona un enfoque sistemático para evaluar incidencias y sus asociaciones. Además, durante la realización de este estudio, el autor evaluó las herramientas de validez y fiabilidad para garantizar la rigurosidad de los datos. El enfoque primario se utiliza porque los datos recopilados en esta investigación son de primera mano, lo que significa que se recopilan directamente de los encuestados.

El diseño de investigación que se siguió en el estudio es el de un modelo de ecuaciones estructurales (Structural Equation Modeling, SEM), específicamente utilizando el método de mínimos cuadrados parciales (Partial Least Squares, PLS-SEM). Este diseño es adecuado para explicar las relaciones entre variables mediante la construcción de un modelo estructural y la evaluación de cómo las variables independientes (en este caso, la inteligencia artificial) afectan a las variables dependientes (toma de decisiones, pereza humana, y seguridad y privacidad).

### ***Participantes.***

En este estudio se utilizó la técnica de muestreo intencional para la recolección de datos primarios. Esta técnica se utiliza porque se dirige a un pequeño número de participantes para informar en la encuesta, y sus comentarios representan a toda la población (Davies y Hughes, 2014). Los encuestados de este estudio fueron estudiantes de diferentes carreras en una escuela de negocios. Se les pidió que dieran sus respuestas a través de un cuestionario. El número de colaboradores que participaron en el estudio fue de 301 de los cuales solo 285 encuestas fueron válidas.

### ***Técnica e Instrumento.***

El instrumento de la encuesta se divide en dos partes. La primera parte del cuestionario incluía preguntas demográficas que incluían género, edad, y nivel educativo. La segunda parte del instrumento tenía las preguntas de la escala Likert de las variables latentes. Este modelo de estudio se compone de cuatro variables latentes. Las cuatro variables latentes se miden a través de sus preguntas desarrolladas en la escala Likert. Las cinco medidas de las variables latentes se adoptan de diferentes estudios pasados que han desarrollado y validado estas escalas. (Dautov 2020; Niese 2019; Suh y Ahn 2022; Youn 2009). Todos ellos se miden en la escala Likert de cinco, siendo uno para el

nivel más bajo en desacuerdo y cinco para el nivel más alto de acuerdo. La Tabla 1 muestra los detalles de los ítems de cada constructo.

**Tabla 1. Medidas**

Constructo	Código	ítems
Inteligencia Artificial	IA	7
Toma de Decisiones	TD	5
Pereza Humana	PH	4
Cuestiones de seguridad y privacidad	SP	3

## Resultados

El sesgo de método común representa un desafío significativo para los investigadores que emplean datos de encuestas primarias. Existen múltiples factores que contribuyen a este problema, siendo la tendencia de respuesta uno de los principales. En este fenómeno, los participantes tienden a proporcionar calificaciones uniformes a todas las preguntas (Jordan y Troth, 2020).). Los valores VIF de un modelo no se limitan al diagnóstico de multicolinealidad, sino que también indican el sesgo de método común (Kock, 2015). Si los valores VIF de los ítems individuales presentes en el modelo son iguales o inferiores a 3.3, entonces se considera que el modelo está libre del sesgo de método común. La Tabla 2 muestra que todos los valores VIF son <3.3, lo que indica que los datos recopilados por la encuesta primaria están casi libres de los problemas de sesgo común. (Doty & Glick, 1998).

**Tabla 2. Estadísticos de multicolinealidad.**

Constructos	ítems	Valores VIF
Inteligencia Artificial	IA1	2.019
	IA2	2.069
	IA3	2.113
	IA4	1.813
	IA5	1.940
	IA5	1.641
	IA7	2.021
Toma de Decisiones	TD1	1.394
	TD2	1.126
	TD3	1.751
	TD4	1.701
Pereza Humana	PH1	2.040
	PH2	2.066
	PH3	2.397
	PH4	2.109
Seguridad y Privacidad	SP1	1.514
	SP2	1.729
	SP3	1.612

### *Fiabilidad y validez de los datos.*

La solidez del instrumento y los datos de la encuesta, asegurada por su fiabilidad y validez, es esencial para análisis subsiguientes. En el análisis mediante modelado de ecuaciones estructurales, se emplean dos métricas para evaluar la fiabilidad: la fiabilidad del ítem y la del constructo. La fiabilidad de cada ítem se evalúa mediante su carga factorial, cuyo valor umbral óptimo es 0.706, aunque en ciertas situaciones un valor de 0.5 puede ser suficiente siempre que no se comprometa la validez convergente (Hair y Alamer, 2022). El Alfa de Cronbach y la fiabilidad compuesta son las herramientas más utilizadas para medir la fiabilidad del constructo. El valor umbral es 0.7 (Hair Jr y otros, 2021).

La Tabla 3 ilustra que las cargas factoriales de cada ítem en los constructos que superan mayoritariamente el umbral de 0.7. No obstante, se observa que un ítem relacionado con inteligencia artificial y otro asociado con la toma de decisiones presentan valores inferiores a 0.7, pero aún por encima del mínimo aceptable que es el de 0.4. Además, los valores de la varianza extraída media (AVE) para estos ítems son adecuados. Cada constructo exhibe valores de Alfa de Cronbach y de fiabilidad compuesta superiores a 0.7, confirmando la fiabilidad del ítem y del constructo. En términos de validez, se aplican dos criterios: la validez convergente y la validez discriminante. Los valores AVE utilizados para la validez convergente deben superar el umbral de 0.5, condición que cumplen todos los constructos según la tabla, demostrando así su validez convergente (Hair y Alamer, 2022).

**Tabla 3.** *Fiabilidad y validez.*

Constructos	ítems	Cargas	Alfa de Cronbach	Fiabilidad compuesta	AVE
Inteligencia Artificial	IA1	0.772	0.873	0.902	0.569
	IA2	0.782			
	IA3	0.792			
	IA4	0.746			
	IA5	0.777			
	IA5	0.646			
	IA7	0.757			
Toma de Decisiones	TD1	0.802	0.715	0.818	0.540
	TD2	0.454			
	TD3	0.855			
	TD4	0.762			
Seguridad y Privacidad	SP1	0.818	0.766	0.870	0.691
	SP3	0.838			
	SP4	0.837			
Pereza Humana	PH1	0.842	0.872	0.912	0.722
	PH2	0.839			
	PH3	0.870			
	PH4	0.848			

En Smart-PLS, la validez discriminante se evalúa mediante tres métodos: los criterios de Fornell-Larcker, las razones HTMT y las cargas cruzadas de los ítems. Según los criterios de Fornell-Larcker, los valores en la diagonal de la matriz (raíz cuadrada de los AVE) deben superar a los correspondientes en sus filas y columnas. La Tabla 4 confirma que todos los valores diagonales cumplen este requisito. Para las razones HTMT, el umbral aceptable es de 0.85 o menos, y la Tabla 5 indica que todos los valores están por debajo de este límite. Respecto a las cargas cruzadas, la Tabla 6 muestra que las autocargas de cada constructo son superiores a sus cargas cruzadas con otros constructos, demostrando así la validez discriminante de los datos (Joe F. Hair Jr. y otros, 2020). Estas tres medidas corroboran que los datos poseen validez discriminante adecuada.

**Tabla 4. Criterios de Fornell Larcker**

Constructos	Inteligencia Artificial	Toma de Decisiones	Pereza Humana	Seguridad y Privacidad
Inteligencia Artificial	<b>0.755</b>			
Toma de Decisiones	0.277	<b>0.735</b>		
Pereza Humana	0.689	0.288	<b>0.850</b>	
Seguridad y Privacidad	0.686	0.241	0.492	<b>0.831</b>

Nota: Los valores diagonales son la raíz cuadrada de los AVE

**Tabla 5. Valores HTMT.**

Constructos	Inteligencia Artificial	Toma de Decisiones	Pereza Humana
Toma de Decisiones	0.311		
Pereza Humana	0.787	0.338	
Seguridad y Privacidad	0.831	0.309	0.596

**Tabla 6. Cargas Cruzadas**

	Inteligencia Artificial	Toma de Decisiones	Pereza Humana	Seguridad y Privacidad
IA1	<b>0.772</b>	0.263	0.533	0.532
IA2	<b>0.782</b>	0.202	0.565	0.474
IA3	<b>0.792</b>	0.254	0.613	0.487
IA4	<b>0.746</b>	0.212	0.505	0.506
IA5	<b>0.777</b>	0.278	0.496	0.601
IA6	<b>0.646</b>	0.082	0.43	0.475
IA7	<b>0.757</b>	0.141	0.482	0.545
TD1	0.247	<b>0.802</b>	0.224	0.18
TD2	0.082	<b>0.454</b>	0.093	0.08
TD3	0.263	<b>0.855</b>	0.289	0.23
TD4	0.144	<b>0.762</b>	0.176	0.179
PH1	0.586	0.189	<b>0.842</b>	0.398
PH2	0.566	0.301	<b>0.839</b>	0.411
PH3	0.581	0.297	<b>0.870</b>	0.425
PH4	0.606	0.196	<b>0.848</b>	0.438
SP1	0.582	0.132	0.383	<b>0.818</b>
SP3	0.53	0.268	0.377	<b>0.838</b>
SP4	0.594	0.207	0.463	<b>0.837</b>

## Discusión y Resultados

De los 285 encuestados, 164 (57.5%) son mujeres, mientras que 121 (42.5%) son hombres. Los datos fueron recopilados de diferentes carreras (ver tabla 7). La sección de grupos de edad muestra que los estudiantes están divididos en tres grupos de edad, menores de 20 años, de 20 a 25 años y de 26 años en adelante. La mayoría de los estudiantes pertenecen al grupo de 20 a 25 años, que son 140 (49.1%), mientras que 26 (9.1%) tienen menos de 20 años y 119 (41.8%) tienen 26 años o más. La cuarta y última sección de la tabla muestra el programa de estudios de los estudiantes.

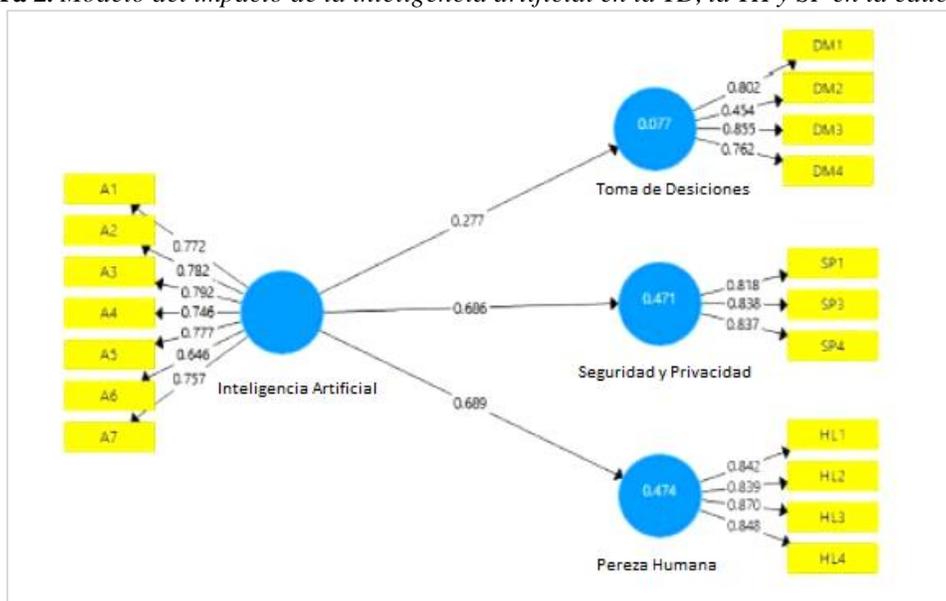
**Tabla 7. Datos demográficos**

	No.	Porcentaje
<i>Sexo</i>		
Mujer	164	57.5
Hombre	121	42.5
Total	285	100
<i>Edad del grupo</i>		
<20 años	26	9.1
20–25 años	140	49.1
26 años o más	119	41.8
Total	285	100
<i>Programa</i>		
Licenciatura	268	94.0
Posgrado	17	6.0
Total	285	100

Modelo estructural. El modelo estructural explica las relaciones entre las variables de estudio.

El modelo estructural propuesto se muestra en la Figura 2.

**Figura 2. Modelo del impacto de la inteligencia artificial en la TD, la TH y SP en la educación.**



La Tabla 8 muestra que un aumento en la inteligencia artificial (IA) está relacionado con una reducción en la capacidad de toma de decisiones humanas, aumento en la pereza y agravamiento de problemas de seguridad y privacidad, con coeficientes beta de 0.277, 0.689 y 0.686 respectivamente. Todos estos efectos son estadísticamente significativos, con valores t y p que superan y están por debajo de los umbrales de significancia establecidos, respaldando las tres hipótesis planteadas en el estudio.

**Tabla 8.** *Análisis de regresión.*

<b>Relaciones</b>	<b><math>\beta</math></b>	<b>Media</b>	<b>DEVSTD</b>	<b>t valores</b>	<b>P-valores</b>	<b>Observaciones</b>
H3: Inteligencia artificial → Toma de decisiones	0.277	0.287	0.055	5.040	0.000	Soportado
H2: Inteligencia artificial → Pereza humana	0.689	0.690	0.030	23.257	0.000	Soportado
H1: Inteligencia artificial → Seguridad y privacidad	0.686	0.684	0.040	17.105	0.000	Soportado

### *Ajuste del modelo.*

Una vez confirmada la fiabilidad y validez del modelo de medición, el siguiente paso es evaluar el ajuste del modelo estructural. Para el ajuste del modelo, en Smart-PLS están disponibles varias medidas, como el SRMR, Chi-cuadrado, NFI, entre otros., aunque la mayoría de los investigadores recomienda el SRMR para el ajuste del modelo en PLS-SEM. Al aplicar PLS-SEM, generalmente se considera que un valor  $<0.08$  indica un buen ajuste (Hu y Bentler, 1998). Sin embargo, la tabla de ajuste del modelo muestra que el valor de SRMR es 0.06, que es menor que el valor umbral de 0.08, lo que indica que el modelo es adecuado.

**Tabla 9.** *Análisis del mapa de importancia-rendimiento*

	<b>Importancia</b>	<b>Desempeño</b>
<i>Toma de Decisiones</i>		
Inteligencia Artificial	0.251	68.78
<i>Pereza humana</i>		
Inteligencia Artificial	0.689	68.78
<i>Seguridad y Privacidad</i>		
Inteligencia Artificial	0.746	68.78

Análisis de la matriz de importancia y desempeño (IPMA). La Tabla 9 muestra la importancia y el rendimiento de cada variable independiente para las variables dependientes. Esta tabla indica que la seguridad y la privacidad son las de mayor importancia, y se recomienda mejorar su rendimiento para satisfacer los requisitos importantes.

El análisis multigrupo es una técnica en el modelado de ecuaciones estructurales que compara los efectos de dos clases de variables categóricas en las relaciones del modelo. La primera categoría es el género, compuesto por subgrupos o tipos masculinos y femeninos. La Tabla 10 muestra la comparación de género para las tres relaciones. El registro de datos muestra que había 164 mujeres y 121 hombres. Los valores p de las tres relaciones son  $>0.05$ , lo que indica que el género no modera ninguna de las relaciones.

**Tabla 10. Multigrupo (análisis de género)**

	$\beta$ -dif hombre-mujer	p-valor nuevo (hombre vs. mujer)
Inteligencia artificial → Toma de decisiones	-0.019	0.875
Inteligencia artificial → Pereza humana	0.077	0.194
Inteligencia artificial → Seguridad y privacidad	0.032	0.670

La inteligencia artificial (IA) está cada vez más presente en nuestra vida diaria, influyendo en diversos aspectos y presentando tanto beneficios como desafíos. Este estudio revela que la IA está asociada con la disminución de la capacidad de toma de decisiones, el aumento de la pereza y crecientes preocupaciones de seguridad y privacidad, confirmándose que su uso puede comprometer la seguridad y privacidad de los usuarios, tal como lo indican investigaciones previas (Bartneck et al., 2021; Bartoletti, 2019; Saura et al., 2022). En el ámbito educativo, la implementación de la IA también genera problemas similares, afectando a estudiantes, profesores e instituciones. La era de la información subraya la importancia de la seguridad y privacidad en el uso de la IA en entornos educativos (Kamenskih, 2022). La falta de habilidades adecuadas puede derivar en problemas de seguridad, y muchas instituciones educativas carecen de especialistas en tecnología de IA, aumentando su riesgo de seguridad y privacidad. Además, la interacción de personas con variados niveles de habilidad puede facilitar el hackeo o la filtración de datos (Kamenskih, 2022). A medida que se incrementa el uso de la IA y la brecha de competencias, también lo hacen las preocupaciones relacionadas con la seguridad y la privacidad (Lv y Singh, 2020).

Los resultados revelan que los productos y servicios impulsados por inteligencia artificial (IA) están fomentando un aumento en la pereza humana, especialmente entre aquellos que dependen más de estas tecnologías. A pesar de que no se han realizado diversidad de estudios sobre este aspecto, investigaciones contemporáneas apoyan estos hallazgos (Farrow, 2022; Bartoletti, 2019). En el sector educativo, la IA promueve la pereza al automatizar tareas repetitivas y reducir la necesidad de memorización y uso de habilidades analíticas y cognitivas (Nikita, 2023). Esta dependencia de la automatización puede llevar a un comportamiento adictivo de no emplear las capacidades humanas, incrementando la pereza entre los usuarios. Tanto profesores como estudiantes que emplean tecnología de IA tienden a perder interés progresivamente en realizar tareas por sí mismos, lo que

representa una preocupación creciente en el ámbito de la educación. Además, se observa una pérdida en las habilidades de toma de decisiones debido a la asistencia o sustitución por IA en sus actividades (Baron, 2023).

Estos estudios también indican que el uso excesivo de la IA puede llevar a una pérdida gradual del poder de toma de decisiones humanas, siendo la IA una de las principales causas de este declive (Duan et al., 2019). Aunque un entorno educativo en línea podría ser beneficioso (VanLangen, 2021), se prefiere el entorno físico del aula por las interacciones significativas que ocurren entre profesores y estudiantes, las cuales son fundamentales para el desarrollo del carácter y la responsabilidad cívica. Estas interacciones facilitan el aprendizaje mutuo y el desarrollo de habilidades cognitivas para la toma de decisiones. Sin embargo, el uso de la IA minimiza la interacción física real, afectando negativamente la educación y el desarrollo personal de los estudiantes (Mantello et al., 2021).

La IA reforzó aún más su papel en la educación, especialmente durante la reciente pandemia de COVID-19, e invadió la manera tradicional de enseñar al proporcionar muchas oportunidades a instituciones educativas, profesores y estudiantes para continuar sus procesos educativos (Štrbo, 2020; Al-Ansi, 2022; Akram et al., 2021). Aplicaciones/tecnologías de IA como chatbots, realidad virtual, sistemas de aprendizaje personalizado, robots sociales, sistemas de tutoría, entre otros, ayudan al entorno educativo a enfrentar los desafíos modernos y dan forma a los procesos de educación y aprendizaje (Schiff, 2021). Además, también está ayudando con tareas administrativas como admisión, calificación, establecimiento de currículos y mantenimiento de registros, por nombrar algunos (Andreotta y Kirkham, 2021).

Este fenómeno plantea algunas preguntas respecto a las preocupaciones éticas de la tecnología de IA, su implementación y su impacto en universidades, profesores y estudiantes.

Un estudio sugiere que integrar las decisiones humanas con las realizadas por inteligencia artificial (IA) puede resultar en decisiones más eficaces. En este proceso, las recomendaciones generadas por la IA deberían ser evaluadas y seleccionadas por humanos, para asegurar su relevancia y precisión (Shrestha et al., 2019). La importancia de la IA en el ámbito tecnológico actual es indiscutible, ya que facilita la ejecución de tareas complejas y proporciona soluciones a diversos problemas, además de asistir en la toma de decisiones. Sin embargo, también está provocando la sustitución de trabajos humanos por procesos automatizados, lo que presenta desafíos significativos que requieren soluciones (Duan et al., 2019).

Además, Ho et al. (2022) destacan que la percepción de la privacidad varía significativamente entre culturas: en algunas, cualquier intrusión menor en la vida personal se ve como un grave atentado a la privacidad, mientras que otras pueden restar importancia a estos asuntos, según Mantello et al. (2021). Estas observaciones coinciden con las de Bhbosale et al. (2020). En general, existe un debate

entre los investigadores sobre las preocupaciones éticas de la IA en la educación, similar al que existe en otros sectores. No obstante, hay consenso sobre el impacto positivo que la IA puede tener en este campo. Aunque el uso de la IA en la educación conlleva desafíos como la pereza, el deterioro de habilidades de toma de decisiones y problemas de seguridad o privacidad, estos pueden mitigarse mediante una implementación, gestión y uso adecuados de la IA en el ámbito educativo. A partir del segundo párrafo utilizar sangría en la primera línea.

## **Conclusión**

La inteligencia artificial tiene un impacto considerable en el sector educativo. Si bien ofrece beneficios y soporte en numerosas funciones académicas y administrativas, no se deben pasar por alto las preocupaciones que plantea, como la pérdida de autonomía en la toma de decisiones, el aumento de la pereza y los riesgos de seguridad. La IA facilita la toma de decisiones, apoya a profesores y estudiantes en sus tareas diarias y automatiza operaciones complejas. Con el tiempo, la integración y dependencia de la IA en educación va en aumento, trayendo consigo estos retos. Los estudios indican que el uso de la IA en este ámbito amplifica los problemas de inactividad en los usuarios, minimiza su capacidad de tomar decisiones y agrava las cuestiones de seguridad y privacidad.

**Recomendaciones.** La máxima prioridad para los diseñadores debería ser garantizar que la IA no genere inquietudes éticas en el ámbito educativo. Aunque evitar completamente estos problemas puede ser irrealizable, es posible atenuar los más graves, tanto a nivel individual como colectivo, durante esta etapa. Es esencial que la tecnología de IA y sus aplicaciones en la educación estén fundamentadas en algoritmos robustos y seguros que protejan la seguridad y privacidad de los usuarios. Además, es crucial reducir el sesgo inherente a la IA y abordar los problemas relacionados con la pérdida de la capacidad de toma de decisiones y el incremento de la pereza. La dependencia en la tecnología de IA para tomar decisiones debe limitarse para preservar la facultad cognitiva humana. Finalmente, tanto profesores como estudiantes deben ser debidamente formados antes de emplear la tecnología de IA.

**Limitaciones.** Este estudio se centra en tres problemas éticos fundamentales de la IA: la disminución en la capacidad de toma de decisiones, la pereza en los humanos, y la privacidad y seguridad. Es necesario explorar otras cuestiones éticas relacionadas. Además, para obtener resultados más generalizables, se podrían utilizar diferentes metodologías de investigación.

## Referencias

- Ade-Ibijola A, Young K, Sivparsad N, Seforo M, Ally S, Olowolafe A., & Frahm-Arp M. (2022) Teaching Students About Plagiarism Using a Serious Game (Plagi-Warfare): Design and Evaluation Study. *JMIR Serious Games* 10(1): e33459. <https://doi.org/10.2196/33459>
- Ahmad S.F., Ibrahim M., & Nadeem A.H. (2021) Impact of ethics, stress, and trust on change management in public sector organizations. *Gomal University Journal of Research*, 37 (1):43–54. <https://doi.org/10.51380/gujr-37-01-05>
- Ahmed S., & Nashat, N. (2020) Model for utilizing distance learning post COVID-19 using (PACT)<sup>TM</sup> a cross sectional qualitative study. *Research Square*, 1–25. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-31027/v1>
- Akram H, Yingxiu Y., Al-Adwan A.S., & Alkhalifah, A. (2021) Technology Integration in Higher Education During COVID-19: An Assessment of Online Teaching Competencies Through Technological Pedagogical Content Knowledge Model. *Frontiers in Psychology*, 12:736522. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.736522>
- Al-Ansi A (2022) Investigating Characteristics of Learning Environments During the COVID-19 Pandemic: A Systematic Review. *Canadian Journal of Learning and Technology*, 48(1), 1-26. <https://doi.org/10.21432/cjlt28051>
- Andreotta A.J., Kirkham N., & Rizzi M. (2021) AI, big data, and the future of consent. *AI Society*. 37, 1715-1728. <https://doi.org/10.1007/s00146-021-01262-5>
- Baron, N. S. (2023). Even kids are worried ChatGPT will make them lazy plagiarists, says a linguist who studies tech's effect on reading, writing, and thinking. *Fortune*. <https://fortune.com/2023/01/19/what-is-chatgpt-ai-effect-cheating-plagiarism-laziness-education-kids-students/>
- Bartneck, C., Lütge, C., Wagner, A., & Welsh, S. (2021). *An introduction to ethics in robotics and AI* (p. 117). Springer Nature. [https://library.oapen.org/bitstream/handle/20.500.12657/41303/1/2021\\_Book\\_AnIntroductionToEthicsInRoboti.pdf](https://library.oapen.org/bitstream/handle/20.500.12657/41303/1/2021_Book_AnIntroductionToEthicsInRoboti.pdf)
- Bartoletti I (2019) AI in healthcare: ethical and privacy challenges. In: *Artificial Intelligence in Medicine: 17th Conference on Artificial Intelligence in Medicine, AIME 2019* (pp. 7–10). Springer International Publishing, Poznan, Poland.
- Bhbosale S, Pujari V, Multani Z (2020) Advantages and disadvantages of artificial intelligence. *Aayushi International Interdisciplinary Research Journal*, 77, 227–230
- Cavus N.; Mohammed Y.B.; & Yakubu M.N. (2021) Determinants of learning management systems during COVID-19 pandemic for sustainable education. *Sustainability* 13(9), 5189. <https://doi.org/10.3390/su13095189>
- Chan L, Morgan I, Simon H, Alshabanat F, Ober D, Gentry J, ... & Cao R (2019) Survey of AI in cybersecurity for information technology management. In: *2019 IEEE technology & engineering management conference (TEMSCON)*, Atlanta, (pp. 1–8).
- Danaher J (2018) Toward an ethics of AI assistants: an initial framework. *Philosophy & Technology*, 31(4), 629-653. <https://doi.org/10.1007/s13347-018-0317-3>
- Dastin, J. (2022). Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women. In *Ethics of data and analytics* (pp. 296-299). Auerbach Publications.
- Dautov, D. (2020). Procrastination and laziness rates among students with different academic performance as an organizational problem. In *E3S web of conferences* (Vol.

- 210, p. 18078). EDP Sciences.
- Davies, M. B., & Hughes, N. (2014). *Doing a successful research project: Using qualitative or quantitative methods*. Bloomsbury Publishing.
- Doty, D., & Glick, W. (1998). Common Methods Bias: Does Common Methods Variance Really Bias Results? *Organizational Research Methods, 1*, 374 - 406. <https://doi.org/10.1177/109442819814002>.
- Duan Y, Edwards JS, Dwivedi YK (2019) Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data—evolution, challenges, and research agenda. *International Journal of Information Management* 48, 63–71. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021>
- Farrow E (2022) Determining the human to AI workforce ratio—exploring future organisational scenarios and the implications for anticipatory workforce planning. *Technology in Society*, 68, 101879. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.101879>
- Ghosh B, Daugherty PR, Wilson HJ (2019) Taking a systems approach to adopting AI. *Harvard Business Review*. <https://hbr.org/2019/05/taking-a-systems-approach-toadopting-ai>
- Hair J, Alamer A (2022) Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) in second language and education research: guidelines using an applied example. *Research Methods in Applied Linguistics, 1*(3), 100027. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021>
- Hair Jr, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P., Ray, S., ... & Ray, S. (2021). *An introduction to structural equation modeling. Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Using R: A Workbook*. (pp. 1-29). Springer International Publishing.
- Hair Jr, J.F., Howard M.C., & Nitzl C (2020) Assessing measurement model quality in PLS-SEM using confirmatory composite analysis. *Journal of business research, 109*, 101–110. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.11.069>
- Ho, M. T., Mantello, P., Ghotbi, N., Nguyen, M. H., Nguyen, H. K. T., & Vuong, Q. H. (2022). Rethinking technological acceptance in the age of emotional AI: surveying Gen Z (Zoomer) attitudes toward non-conscious data collection. *Technology in Society, 70*, 102011. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.102011>
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1998). Fit indices in covariance structure modeling: Sensitivity to under parameterized model misspecification. *Psychological Methods, 3*(4), 424–453. <https://doi.org/10.1037/1082-989x.3.4.424>
- Hübner, D. (2021). Two kinds of discrimination in AI-based penal decision-making. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 23*, 4–13. <https://doi.org/10.1145/3468507.3468510>
- Jarrahi, M. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*. <https://doi.org/10.1016/J.BUSHOR.2018.03.007>.
- Jordan, P. J., & Troth, A. C. (2020). Common method bias in applied settings: the dilemma of researching in organizations. *Australian Journal of Management, 45*(1), 3-14. <https://doi.org/10.1177/0312896219871>
- Kamenskih, A. (2022). The analysis of security and privacy risks in smart education environments. *Journal of Smart Cities and Society, 1*(1), 17-29. <https://doi.org/10.3233/SCS-210114>
- Karandish, D. (06/23/2021) 7 Benefits of AI in education. *The Journal*.

- <https://thejournal.com/Articles/2021/06/23/7-Benefits-of-AI-in-Education.aspx>
- Köbis, L., & Mehner, C. (2021). Ethical questions raised by AI-supported mentoring in higher education. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 4, 624050. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.624050>
- Kock, N. (2015). Common method bias in PLS-SEM: A full collinearity assessment approach. *International Journal of e-Collaboration*, 11(4), 1-10. <https://doi.org/10.4018/ijec.2015100101>
- Lv, Z., Han Y., Singh A.K., Manogaran, G., & Lv, H. (2020) Trustworthiness in industrial IoT systems based on artificial intelligence. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17 (2), 1496 - 1504. <https://doi.org/10.1109/TII.2020.2994747>
- Mantelero, A. (2018). AI and Big Data: A blueprint for a human right, social and ethical impact assessment. *Computer Law & Security Review*, 34(4), 754-772. <https://doi.org/10.1016/j.clsr.2018.05.017>
- Mantello, P., Ho, M. T., Nguyen, M. H., & Vuong, Q. H. (2023). Bosses without a heart: socio-demographic and cross-cultural determinants of attitude toward Emotional AI in the workplace. *AI & society*, 38(1), 97-119. <https://doi.org/10.1007/s00146-021-1290-1>
- McStay, A. (2020). Emotional AI and EdTech: serving the public good? *Learning, Media and Technology*, 45(3), 270-283. <https://doi.org/10.1080/17439884.2020.1686016>
- Meissner, P., & Keding, C. (10/12/2021). The human factor in AI-based decision-making. *MIT Sloan Management Review*, 63(1), 1-5.
- Mhlanga, D. (2021). Artificial intelligence in the industry 4.0, and its impact on poverty, innovation, infrastructure development, and the sustainable development goals: Lessons from emerging economies? *Sustainability*, 13(11), 5788. <https://doi.org/10.3390/su13115788>
- Nakitare, J., & Otiike, F. (2023). Plagiarism conundrum in Kenyan universities: an impediment to quality research. *Digital Library Perspectives*, 39(2), 145-165. <https://doi.org/10.1108/dlp-08-2022-0058>
- Nawaz, N., Gomes, A. M., & Saldeen, M. A. (2020). Artificial intelligence (AI) applications for library services and resources in COVID-19 pandemic. *Journal Of Critical Reviews*, 7(18), 1951–1955. covidwho-829193
- Nemorin, S., Vlachidis, A., Ayerakwa, H. M., & Andriotis, P. (2023). AI hyped? A horizon scan of discourse on artificial intelligence in education (AIED) and development. *Learning, Media and Technology*, 48(1), 38-51. <https://doi.org/10.1080/17439884.2022.2095568>
- Niese, B. (2019) *Making good decisions: an attribution model of decision quality in decision tasks*. [Doctor Dissertation, Kennesaw State University] [https://digitalcommons.kennesaw.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1013&context=p\\_hdba\\_etd](https://digitalcommons.kennesaw.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1013&context=p_hdba_etd)
- Nikita (2023) Advantages and Disadvantages of Artificial Intelligence. Simplilearn. <https://www.simplilearn.com/advantages-and-disadvantages-of-artificialintelligence-article>
- Noema (2021). AI makes us less intelligent and more artificial. <https://www.noemamag.com/Ai-Makes-Us-Less-Intelligent-And-More-Artificial/>
- Oh, C., Lee, T., Kim, Y., Park, S., Kwon, S., & Suh, B. (2017, May). Us vs. them: Understanding artificial intelligence technophobia over the google deepmind challenge match. In Proceedings of the 2017 *CHI Conference on Human Factors in*

- Computing Systems* (pp. 2523-2534). <https://doi.org/10.1145/3025453.3025539>
- Owoc, M. L., Sawicka, A., & Weichbroth, P. (2019, August). Artificial intelligence technologies in education: benefits, challenges and strategies of implementation. In *IFIP International Workshop on Artificial Intelligence for Knowledge Management* (pp. 37-58). Cham: Springer International Publishing. <https://arxiv.org/pdf/2102.09365>
- Petousi, V., & Sifaki, E. (2020). Contextualising harm in the framework of research misconduct. Findings from discourse analysis of scientific publications. *International Journal of Sustainable Development*, 23(3-4), 149-174. <https://doi.org/10.1504/IJSD.2020.115206>
- Rainie, L., Anderson, J., & Vogels, E. A. (2021). Experts doubt ethical AI design will be broadly adopted as the norm within the next decade. *Pew Research Center*, 16. [https://www.pewresearch.org/internet/wp-content/uploads/sites/9/2021/06/PI\\_2021.06.16\\_Ethical-AI-Design\\_FINAL.pdf](https://www.pewresearch.org/internet/wp-content/uploads/sites/9/2021/06/PI_2021.06.16_Ethical-AI-Design_FINAL.pdf)
- Rosé, C. P., Martínez-Maldonado, R., Hoppe, H. U., Luckin, R., Mavrikis, M., Porayska-Pomsta, K., ... & Du Boulay, B. (Eds.). (2018). *Artificial Intelligence in Education: 19th International Conference, AIED 2018*, London, UK, June 27–30, 2018, Proceedings, Part I (Vol. 10947). Springer.
- Samtani, S., Kantarcioglu, M., & Chen, H. (2021). A multi-disciplinary perspective for conducting artificial intelligence-enabled privacy analytics: Connecting data, algorithms, and systems. *ACM Transactions on Management Information Systems*, 12(1), 1-18. <https://doi.org/10.1145/3447507>
- Saura, J. R., Ribeiro-Soriano, D., & Palacios-Marqués, D. (2022). Assessing behavioral data science privacy issues in government artificial intelligence deployment. *Government Information Quarterly*, 39(4), 101679. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101679>
- Sayed FA, Mohd KR, Muhammad SM, Muhammad MA, Syed IH (2021) Artificial intelligence and its role in education. *Sustainability* 13:1–11. <https://doi.org/10.3390/su132212902>
- Schiff, D. (2021). Out of the laboratory and into the classroom: the future of artificial intelligence in education. *AI & society*, 36(1), 331-348. <https://doi.org/10.1007/s00146-020-01033-8>
- Shrestha YR, Ben-Menahem SM, Von Krogh G (2019) Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence. *California management review*, 61(4), 66-83. <https://doi.org/10.1177/0008125619862257>
- Siau, K., & Wang, W. (2020). Artificial intelligence (AI) ethics: ethics of AI and ethical AI. *Journal of Database Management (JDM)*, 31(2), 74-87. <https://doi.org/10.4018/JDM.2020040105>
- Štrbo, M. (2020, December). AI based smart teaching process during the Covid-19 pandemic. In *3rd International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS)* (pp. 402-406). IEEE.
- Suh, W., & Ahn, S. (2022). Development and validation of a scale measuring student attitudes toward artificial intelligence. *Sage Open*, 12(2), 21582440221100463. <https://doi.org/10.1177/21582440221100463>
- Taddeo, M., McCutcheon, T., & Floridi, L. (2019). Trusting artificial intelligence in cybersecurity is a double-edged sword. *Nature Machine Intelligence*, 1(12), 557-560. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0109-1>

- Trunk, A., Birkel, H., & Hartmann, E. (2020). On the current state of combining human and artificial intelligence for strategic organizational decision making. *Business Research*, 13, 875-919. <https://doi.org/10.1007/s40685-020-00133-x>.
- VanLangen, K. M., Sahr, M. J., Salvati, L. A., Meny, L. M., Bright, D. R., & Sohn, M. (2021). Viability of virtual skills-based assessments focused on communication. *American Journal of Pharmaceutical Education*, 85(7), 8378. <https://doi.org/10.5688/ajpe8378>
- Weyerer, J. C., & F. Langer, P.F. (2019, June). Garbage in, garbage out: The vicious cycle of ai-based discrimination in the public sector. In *Proceedings of the 20th Annual International Conference on Digital Government Research* (pp. 509-511).
- Youn, S. (2009). Determinants of online privacy concern and its influence on privacy protection behaviors among young adolescents. *Journal of Consumer affairs*, 43(3), 389-418. <https://doi.org/10.1111/j.1745-6606.2009.01146.x>



© 2024 por los autores; licencia no exclusiva otorgada a la revista VinculaTégica EFAN  
Este artículo es de acceso abierto y distribuido bajo una licencia de Creative Commons Atribución  
4.0 Internacional (CC BY 4.0). Para ver una copia de esta licencia, visite  
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>