



## EL EFECTO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE ESTUDIANTES DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS EN LA UNIVERSIDAD CATÓLICA BOLIVIANA

The effect of Artificial Intelligence on academic performance among Administrative Sciences students at the Universidad Católica Boliviana

**Ortega Azurduy, Martin**  
Escuela Internacional de Negocios  
martin.doctorate@gmail.com  
La Paz-Bolivia

**Machaca Mamani, Jorge**  
Universidad Mayor de San Andrés  
jjorge.machaca@gmail.com  
La Paz-Bolivia

**Daza Morales, Jessica**  
Universidad Católica Boliviana  
jdazamb@yahoo.com  
La Paz-Bolivia

### Resumen

La teoría sociocognitiva ha servido como marco para la investigación en diversas áreas del conocimiento, incluida la adopción de tecnología. El objetivo de esta investigación es determinar qué factores sociocognitivos influyen en la intención de utilizar inteligencia artificial y tienen impacto en el rendimiento académico. En este estudio exploratorio se incluyeron las respuestas de 48 estudiantes de Ciencias Administrativas utilizando 31 ítems con una escala Likert de 5 puntos. En concreto, este estudio ha establecido que la ética tiene un efecto muy significativo sobre la autoeficacia y la motivación; además, las expectativas de resultados tienen un efecto muy significativo sobre la intención de uso y, esta última, sobre el rendimiento académico. Por tanto, esta investigación ha establecido que la ética, la autoeficacia, la motivación y las expectativas de resultados son muy buenos predictores de la intención de utilizar la Inteligencia Artificial y del rendimiento académico. Los efectos totales moderados y altamente significativos de la ética sobre todas las demás variables del modelo sugieren que es necesario estudiar con mayor énfasis el papel de la ética en la adopción de la Inteligencia Artificial y el rendimiento académico en la educación superior.

**Palabras Clave:** Inteligencia Artificial, Rendimiento Académico, Teoría Cognitiva Social, Educación Superior, Ética.

### Abstract

Social-cognitive theory has served as the framework for research in various areas of knowledge, including the adoption of technology. The objective of this research is to determine which social-cognitive factors influence the intention to use artificial intelligence and have an impact on



academic performance. The responses of 48 Administrative Sciences students were included in this exploratory study using 31 items with a 5-point Likert scale. Specifically, this study has established that ethics has a highly significant effect on self-efficacy and motivation, moreover, outcome expectations have a highly significant effect on the intention to use, and, the latter on academic performance. Therefore, this research has established that ethics, self-efficacy, motivation and outcome expectations are very good predictors of the intention to use Artificial Intelligence and academic performance. The moderate and highly significant total effects of ethics on all other variables of the model suggest that it is necessary to study with greater emphasis the role of ethics in the adoption of Artificial Intelligence and academic performance in higher education.

**Keywords:** Artificial Intelligence, Academic Performance, Social Cognitive Theory, Higher Education, Ethics.

## 1. Introducción

En las últimas décadas, la necesidad de mejorar el rendimiento académico, la eficiencia en el aprendizaje y las demandas del mercado laboral han impulsado las mejoras tecnológicas y la adopción de la inteligencia artificial (IA) en la educación (Lee & Choi, 2020). Las IAs han cambiado significativamente la vida de los estudiantes universitarios se ha podido observar cambios en el acceso a herramientas que incluyen recursos multimedia, procesamiento y análisis de bases de datos para la búsqueda de información, identificación de patrones y tendencias (Ocaña, Y., Valenzuela, L. A., & Garro, L. L. 2019).

La inteligencia artificial también ha podido ayudar a los estudiantes universitarios a superar barreras lingüísticas y culturales, proporcionando traducciones instantáneas y adaptándose a diferentes estilos de aprendizaje. En entornos de aprendizaje remotos, la utilización de inteligencia artificial ha permitido la conexión con otros estudiantes y profesores en línea (Vargas-Murillo, G. 2021).

El uso exclusivo de la inteligencia artificial como medio de investigación, tiene efectos positivos como la retroalimentación instantánea de la información, la eficiencia del proceso de aprendizaje y el acceso a una amplia variedad de recurso (Tuomi, I. 2018). Pero también se

han podido identificar efectos negativos tales como, la falta de habilidades de investigación, la dependencia y los sesgos / limitaciones de la tecnología (Joo, Y.J., Lim, K.Y., & Kim, E.K. (2011).

La Teoría Social Cognitiva (TSC) de Bandura (1986) es una de las teorías usadas entre las varias teorías de adopción de la tecnología (Hsu, M.H. & Chu, C.M., 2004; Thatcher, J.B., & Perrewe, P.L., 2002; Alalwan, A.A. et al, 2001, Chau, P.Y. 2001). Bandura señala que la TSC está basada en una perspectiva agencial del ser humano (2005) donde la percepción de la autoeficacia juega un rol preponderante en el auto-desarrollo humano, su adaptación a los cambios que se viven continuamente en el mundo moderno tanto a nivel individual como el colectivo. (Bandura, 2012). La teoría cognitiva social distingue entre tres formas en que las personas pueden tomar el control de sus propias vidas, trabajar con otros o confiar en los demás para que las ayuden. Estos individuos pueden ser agentes directos, apoderados o colectivos (Bandura, A., 1986, 1991,1999). La TSC se centra en la triada de los determinantes personales, aquellas determinantes de su entorno, y las determinantes del comportamiento (Bandura, 1986). La autoeficacia es un componente esencial de la TSC, donde la autoeficacia es aquella creencia que las capacidades y condiciones percibidas por el individuo ejercen una influencia en sus expectativas del resultado de la actividad a realizar (compor-



tamiento). Estas expectativas del resultado estarán a su vez ligadas con el comportamiento a ser exhibido. Bandura también se refiere a la motivación como el elemento aquel que incidirá en la resiliencia y perseverancia que permitirán al individuo llegar a demostrar el comportamiento aprendido (Bandura, 2012).

La presente investigación propone a través de los cambios positivos y negativos que se han observado debido a la intención de uso de la Inteligencia Artificial (IA) considerar la incidencia de la ética, la motivación y la autoeficacia en el rendimiento académico a través de la búsqueda de respuestas en las siguientes preguntas de investigación:

- P1 ¿Cuál es el efecto de los factores sociocognitivos en el rendimiento académico mediado por la adopción de la inteligencia artificial (AI)?
- P2 ¿Cuál es el efecto de los factores sociales (ética) en el rendimiento académico mediado por la adopción de la inteligencia artificial (AI)?
- P3 ¿Cuál es el efecto de los factores cognitivos (motivación, expectativas de resultado y autoeficacia) en el rendimiento académico mediado por la adopción de la inteligencia artificial (AI)?
- P4 ¿El efecto de la inteligencia artificial (AI) en el rendimiento académico?

La pregunta de investigación P1 es conceptualizada en el modelo planteado para esta investigación, P2 corresponde a las hipótesis H1 y H3 combinando con el resultado de P3, además P3 corresponde a las hipótesis H2, H4 y H5 y finalmente P4 corresponde a la H6. Estas hipótesis se desarrollan a continuación de la siguiente manera:

### **Desarrollo de las hipótesis**

Las normas y valores morales de los estudiantes son factores que muestran una gran influencia

en su motivación de aprendizaje (Indartono, S. 2020). El comportamiento ético, condiciona la conducta y motivación de las personas (Indartono, S. 2020). Los estudiantes altamente motivados tienden a mostrar un mejor comportamiento moral (Borisova, E., Polishchuk, L., & Suvorov, A. 2014), son las estudiantes mujeres que tienden a demostrar mayores comportamientos morales que los estudiantes varones (Mary Beth Armstrong, J. Edward Ketz, Dwight Owsen, 2013).

*H1: La ética tiene incidencia en motivación.*

Ramírez (2014) encontró que existe una sólida asociación entre la “motivación hedonista”, la búsqueda de la felicidad, y el uso del internet móvil en Chile. La motivación intrínseca y extrínseca son una condición esencial en los modelos de adopción de tecnología, lo que tiene fuertes implicaciones. Si el sistema es de naturaleza utilitario, la motivación intrínseca conduce a que el individuo desarrolle la intención de utilizar la tecnología. Por otro lado, si el sistema es de naturaleza hedónica entonces para incrementar la intención de uso de la tecnología se debería resaltar la motivación intrínseca de esta tecnología. Entonces, la motivación efectiva sobre la intención de uso de la tecnología.

*H2: La motivación tiene incidencia en la Intención de Uso de la Inteligencia Artificial.*

Los valores éticos están estrechamente relacionados con la autoeficacia. Cuando los estudiantes están expuestos a principios y valores éticos están motivados y comprometidos con su aprendizaje (Arboccó de los Heros, M., Pajuelo Otárola, M., Salizar Torres, P., & Sobrino Chunga, L. 2023). Los estudiantes comprometidos con su aprendizaje pueden desarrollar un sentido más fuerte de responsabilidad, persistencia y esfuerzo, lo que puede contribuir a su sentido de autoeficacia (Gutiérrez et al, 2023). Por tanto, la adquisición de conceptos ético-académicos durante la educación superior contribuye a



la formación de una autoeficacia que permita al estudiante aprender de forma autónoma.

*H3: La ética tiene incidencia en la autoeficacia.*

Las creencias de autoeficacia y las expectativas de resultados se pueden utilizar para predecir las intenciones de comportamiento de los individuos (Maddux, 1986), según la teoría de la autoeficacia, esta tendría influencia en las expectativas de resultado, pero no a la inversa (Bandura citado en Williams, 2010), no obstante, algunos estudios encontraron que tanto la autoeficacia como las expectativas de resultado son predictores independientes entre sí de la intención de conducta (Desharnais, R., Bouillon, J., & Godin, G. (1986).

*H4: La autoeficacia tiene incidencia en la expectativa de resultado del estudiante.*

La expectativa de resultado valora la conducta de un individuo que le conducirá a ciertos resultados (Bandura, 2001). Aunque algunas investigaciones han encontrado que las expectativas de resultado influyen en el comportamiento y las intenciones, otras han encontrado que su influencia es menor después de tener en cuenta la autoeficacia (Dzewaltowski, 1989; Rovniak, Anderson, Winett y Stephens, 2002), por lo tanto, la expectativa de resultado tiene una relación directa con el acceso a la tecnología y la intención uso de las inteligencias artificiales, que llevará al individuo a alcanzar ciertos resultados (Chen, X., Zou, D., Xie, H., Cheng, G., & Liu, C. 2022).

*H5: Las expectativas de resultado del estudiante conduce a consecuencias de logro, a través del uso de las Inteligencias Artificiales.*

La inteligencia artificial ha tenido un impacto significativo en la educación, tanto en la automatización de tareas como en la creación de nuevos entornos de aprendizaje. (Gisbert y Esteve, 2016). La inteligencia artificial influye di-

rectamente en el rendimiento académico como la retroalimentación instantánea de la información, la eficiencia del proceso de aprendizaje y el acceso a una amplia variedad de recursos (Tuomi, I. 2018).

*H6: La relación entre la intensión de uso de la Inteligencia Artificial influye directamente en el rendimiento académico del estudiante.*

## **2. Materiales y Metodos**

El presente artículo se realizó partiendo del paradigma positivista bajo el enfoque Cuantitativo, investigación Correlacional – Explicativa y diseño del estudio Transversal (cross-sectional), con muestreo por 2 etapas: (1) por conglomerados y (2) por autoselección. La población de estudio son estudiantes universitarios de Ciencias Administrativas de la Universidad Católica Boliviana.

### **Recolección de datos**

La colección de datos se realizó durante el mes de agosto 2023 usando una encuesta en línea en Google Forms cuyo enlace fue compartido a estudiantes universitarios de Ciencias Administrativas de la Universidad Católica Boliviana. En total se recibieron 51 respuestas de las cuales 2 fueron separadas por estar incompletas y 1 por inconsistencia en el llenado de la encuesta. De los cuales el 40% son mujeres, 87% son menores de 23 años, 74% son de la carrera de Administración de Empresas y el 73% están en los dos últimos años de estudio.

### **Diseño del instrumento de recolección de datos**

Se trabajó con seis constructos con un total de 31 ítems que fueron medidos con una escala de Likert de 5 puntos que van desde 1 = muy en desacuerdo hasta 5= muy de acuerdo. Los ítems para Ética (ocho ítems) y Expectativas de resultados (cinco ítems) fueron desarrollados por los autores. Autoeficacia con ocho ítems fue adap-

tado de Leach et al (2003), los seis ítems de Motivación fueron adecuados de Hsia et al (2006), Intención de Uso con dos ítems fue tomado de Cabero (2019) y, finalmente, los dos ítems de Rendimiento Académico vienen de Liaw (2008).

### Métodos analíticos

El programa SmartPLS 4.0 fue usado para trabajar por el método de modelación por ecuaciones estructurales por cuadrados mínimos parciales. Esta es una técnica estadística que permite trabajar con modelos predictivos complejos con múltiples variables independientes, mediadoras y dependientes en etapa exploratoria (Hair, et al. 2016). Primero se trabaja con el modelo de medida para relacionar el constructo con sus ítems para establecer si los ítems son buenos indicadores del constructo, y segundo, se hace uso del modelo estructural para comprobar las hipótesis y determinar la dirección y fuerza de la relación

causa-efecto. Dentro del programa se utilizó un re muestro de 5000 muestras con el método bootstrapping para 48 casos para conocer la significancia de la relación causa-efecto. (Hair, et al. 2011).

### 3.Resultados

#### Modelo de medida

Como se observa en el Cuadro 1 del modelo de medida, casi todas las cargas están por encima del umbral excepto AE4, ET2, ET3 y MO3, de la misma manera todos los valores de la Fiabilidad Compuesta, el Índice de Varianza Extraída y el Cronbach de Alpha están sobre el umbral por tanto se valida el modelo de medida. En este estudio el Factor de Inflación de la Varianza se usa para evaluar la multicolinealidad (Hair et al, 2015), y también sirve para establecer que no existe riesgo de sesgo por método común (CMB) ya que todos los valores están por debajo del umbral.

**Cuadro 1.**  
**Evaluación del Modelo de medida**

Constructos	Dimensiones	Cargas	Valor-p	FIV	IFC_a	IFC_c	IVE	Alfa
Autoeficacia	AE2	0.861	***	2.250	0.874	0.882	0.604	0.836
	AE3	0.750	***	1.593				
	AE4	0.590	***	1.471				
	AE6	0.813	***	2.050				
	AE8	0.839	***	2.014				
Expectativas de resultado	ER1	0.733	***	1.499	0.874	0.886	0.723	0.811
	ER3	0.922	***	2.328				
	ER5	0.885	***	2.079				
Ética	ET1	0.845	***	1.786	0.85	0.853	0.545	0.787
	ET2	0.598	***	1.315				
	ET3	0.528	***	1.289				
	ET4	0.801	***	2.082				
	ET6	0.857	***	2.388				
Intención de Uso	IOU1	0.956	***	3.068	0.902	0.953	0.911	0.902
	IOU2	0.953	***	3.068				
Motivación	MO1	0.934	***	3.113	0.883	0.891	0.736	0.818
	MO2	0.920	***	2.908				
	MO3	0.698	***	1.388				
Rendimiento Académico	RA1	0.906	***	1.318	0.704	0.851	0.741	0.659
	RA2	0.813	***	1.318				

*Nota:* El cuadro muestra los resultados de acuerdo con el criterio de Fornell-Larcker.

El Cuadro 2 muestra la evaluación de la validez discriminante por el criterio de Fornell-Larcker, donde la diagonal en negrilla muestra la raíz cuadrada de la IVE que debe ser mayor que las correlaciones de los otros constructos (Fornell-Larcker, 1981).

Combinando ambos cuadros se arriba a la conclusión que el modelo tiene buena fiabilidad y convergencia, además de demostrar suficiente validez discriminante.

**Cuadro 2.**  
**Evaluación de la validez discriminante**

Constructos	AE	ER	MO	RA	IOU	ET
Autoeficacia (AE)	<b>0.777</b>					
Expectativas del Resultado (ER)	0.345	<b>0.850</b>				
Motivación (MO)	0.549	0.334	<b>0.858</b>			
Rendimiento Académico (RA)	0.335	0.435	0.416	<b>0.861</b>		
Intención de Uso de la IA (IUO)	0.455	0.685	0.583	0.686	<b>0.954</b>	
Ética (ET)	0.666	0.186	0.635	0.380	0.519	<b>0.738</b>

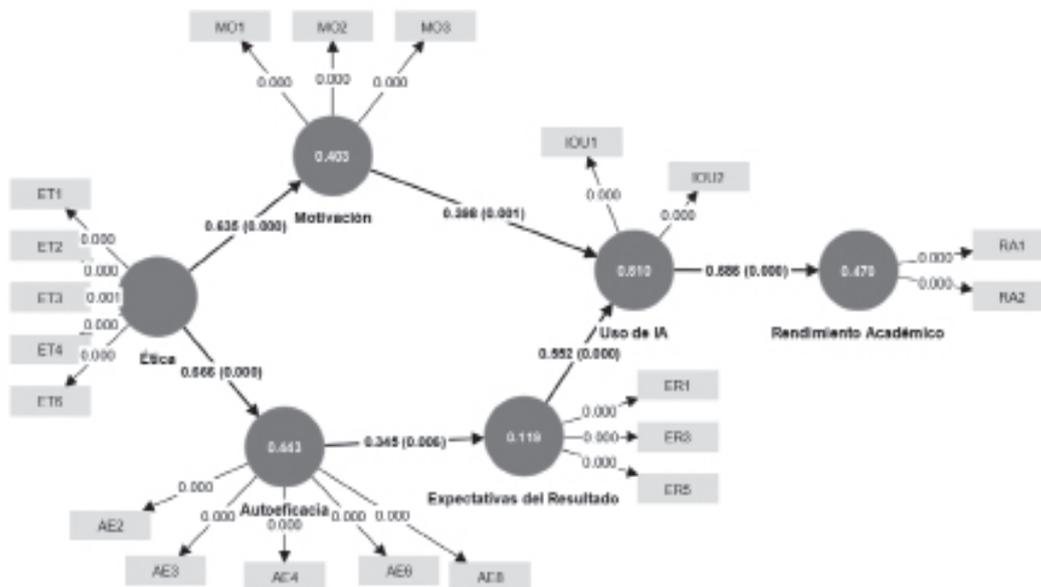
Nota: El cuadro muestra los resultados de acuerdo con el criterio de Fornell-Larcker.

### Modelo estructural

La figura 1 muestra el modelo estructural resultante, donde el 40.3% de la varianza de la Motivación y el 44.3% de la varianza de Autoeficacia se pueden explicar a través de la Ética. De la misma manera, el 61% de la varianza de la intención de uso de la Inteligencia Artificial

se puede explicar por la Motivación, la Ética, la Autoeficacia y las Expectativas del Resultado. Asimismo, el 47% de la variación de la percepción del Rendimiento Académico se puede explicar a través del modelo, lo que representa que el modelo es un buen predictor de la Intención de Uso de la Inteligencia Artificial y de la percepción del Rendimiento Académico.

**Figura 1.**  
**Modelo estructural**



Nota: Obsérvese la relación altamente significativa (0.000) y de gran tamaño (0.686) existente entre la intención de uso de la Inteligencia Artificial (R²=0.61) y la percepción de Rendimiento Académico (R²=0.47%)

### Comprobación de las hipótesis

Los resultados en el Cuadro 3 confirma que la Ética tiene un efecto de magnitud y altamente significativo en la Motivación (H1) y la Autoeficacia (H2), al igual que las Expectativas del Resultado en la Intención de Uso de la Inteligencia Artificial (H5) y esta a su vez es de magnitud y efectúa significativamente sobre la percepción del Rendimiento Académico (H6). En resumen, los datos de efectos obtenidos permiten ver con mayor claridad el efecto altamente significativo que tienen (a) ER en RA, (b) ER en IOU, (c) IOU en RA, (d) ET en AE, (e) ET en MO y (f) ET en IOU. Siendo los otros resultados moderadamente significativos a excepción de ET en ER el cual es marginalmente significativo.

**Cuadro 3.**  
**Resumen de los efectos totales**

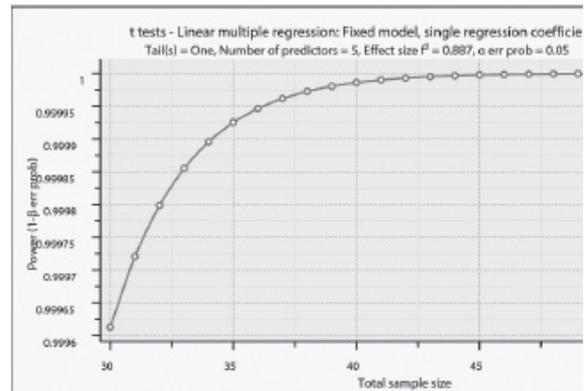
R	Efecto (significancia)	Valor T	LCI 2.50%	UCI 97.50%
ET -> AE (H3)	0.666(0.000)	8.003	0.503	0.822
ET -> MO (H1)	0.635(0.000)	5.992	0.401	0.814
AE -> ER (H4)	0.345(0.006)	2.731	0.113	0.606
ER -> IOU (H5)	0.552(0.000)	4.703	0.311	0.764
MO -> IOU (H2)	0.398(0.001)	3.248	0.142	0.626
IOU -> RA (H6)	0.686(0.000)	9.046	0.522	0.820
AE -> RA	0.131(0.008)	2.645	0.042	0.236
AE -> IOU	0.191(0.005)	2.821	0.063	0.331
ER -> RA	0.379(0.000)	3.915	0.189	0.564
ER -> IOU	0.552(0.000)	4.703	0.311	0.764
MO -> RA	0.273(0.003)	3.024	0.096	0.455
ET-> RA	0.260(0.001)	3.234	0.131	0.441
ET -> IUO	0.380(0.000)	3.638	0.197	0.600
ET -> ER	0.230(0.013)	2.494	0.074	0.432

Nota: LCI= intervalo de confianza inferior; UCI = intervalo de confianza superior.

### Cálculo de la muestra mínima y el poder

F2 es una medida específica al path en el modelo y está considerada como la mejor medida del tamaño del efecto para calcular el tamaño mínimo de muestra y el poder. El poder es la probabilidad de detectar un efecto significativo. Como se puede observar en la Figura 1 incrementar la muestra más allá de 45 no tendrá un cambio significativo en el poder; asimismo, se advierte que la probabilidad beta de cometer un error de tipo II (falso negativo) es menor a la probabilidad alpha de tipo I (falso positivo). Para el caso de AE en ER el poder es de 0.804 que está dentro del umbral aceptable. Por tanto, el tamaño de muestra de 48 estudiantes es suficiente para este estudio exploratorio.

**Figura 2.**  
**Plot del tamaño de la muestra**



### 4. Discusión

Sobre el efecto altamente significativo de la Ética en la Autoeficacia y la Motivación (H3-H1).

Como puede verse en el Cuadro 3, la ética tiene un efecto de gran magnitud (0.666) y altamente significativo (0.000) en la Motivación del estudiante y también un efecto de gran magnitud de (0.635) y altamente significativo en la Autoeficacia, lo que implica que los valores éticos y normas sociales del individuo determinan su motivación por aprender y su autoeficacia. Cuando el estudiante tiene la ética académica que incluye altos valores de honestidad, integridad, respeto



y responsabilidad, estos les sirven de motivación para estudiar. Por ejemplo, un estudiante que piensa que es importante ser honesto en un trabajo académico sentirá la necesidad de generar su autoeficacia para aprender eficientemente, lo que también influenciará en su motivación.

Sobre el efecto significativo de los factores sociocognitivos en la Intensión de Uso de las IAs (H2 – H4 – H5).

En el Cuadro 3, se puede apreciar que la hipótesis planteada acerca de que la Motivación tiene incidencia en la Intensión de uso de las Inteligencias Artificiales (IAs) tiene una magnitud de (0.398) y es significativa (0.001). Lo que demuestra que, tanto los motivadores intrínsecos como la curiosidad o los desafíos que involucran los nuevos aprendizajes al igual que los motivadores extrínsecos como ser el temor a un castigo, son determinantes para que los individuos puedan considerar el uso de las Inteligencias Artificiales (IAs) en el desarrollo de sus actividades académicas.

En el Cuadro 3 se muestra que la Expectativas de Resultado tiene un efecto de gran magnitud de (0.552) y altamente significativo (0.000) en la Intensión de uso de la Inteligencia Artificial. Lo que demuestra que las expectativas de resultado del estudiante conducen a consecuencias de logro, a través del uso de las Inteligencias Artificiales, es decir, que los estudiantes tienen una alta motivación de usar las tecnologías de las IAs para fortalecer su autoaprendizaje.

En el Cuadro 3 se muestra que la Autoeficacia tiene un efecto de magnitud significativa de (0.345) y altamente significativo (0.006) en la Expectativa de Resultado del estudiante trabajo. Lo que demuestra que la autoeficacia tiene incidencia en la expectativa de resultado para el rendimiento académico del estudiante, es decir, que el estudiante gestiona su tiempo en función de sus actividades académicas para alcanzar ciertos resultados con relación a su rendimiento académico.

Sobre el efecto altamente significativo de la Intensión de uso de la Inteligencia Artificial en el Rendimiento Académico.

En el Cuadro 3 se muestra que la Intensión de uso de la Inteligencia Artificial tiene un efecto de gran magnitud de (0.686) y altamente significativo (0.000) en el Rendimiento Académico. Lo que demuestra que las expectativas de resultado del estudiante conducen a consecuencias de logro, a través del uso de las Inteligencias Artificiales, es decir, que los estudiantes tienen una alta motivación de usar las tecnologías de las IAs para fortalecer su autoaprendizaje.

## 5. Conclusiones

Como se puede observar en el Cuadro 4 a continuación, todas las hipótesis han sido comprobadas, lo que implica que la intención de uso de la inteligencia artificial tiene un efecto altamente significativo y de gran magnitud en el rendimiento académico. De la misma manera se confirma que el factor social (ética) tiene también un efecto en la motivación y la autoeficacia que es alta significancia y gran magnitud. Los efectos de la Ética en la Intensión de uso de las Inteligencias Artificiales y en el Rendimiento Académico son altamente significativos, aunque relativamente de baja magnitud. Los efectos de la Motivación y la Autoeficacia, si bien son de moderada significancia son relativamente de baja magnitud. La comprobación de las hipótesis planteadas y comprobadas, han dado respuesta a las preguntas de investigación formuladas al inicio de esta investigación (P2-P3-P4).

El aprendizaje social y desarrollo de la personalidad ofrece una visión completa de cómo los factores sociocognitivos pueden influir en la motivación, es decir, como la autoeficacia, las expectativas de resultado y el aprendizaje observacional pueden influir en la motivación de las personas para aprender nuevas habilidades, realizar tareas difíciles y perseverar ante los obstáculos. (Bandura & Walters, 1974)

El modelo resultante de la investigación responde a nuestra primera interrogante (P1). Por tanto, para lograr un mayor Rendimiento Académico en la educación superior mediada por la Inteligencia Artificial, es extremadamente necesario contar con un enfoque de formación con altos valores éticos y morales para así obtener no solo profesionales de excelencia académica,

sino también, para optimizar los recursos tecnológicos en busca de obtener una mejora en la educación superior a través del uso de la Inteligencia Artificial. En resumen, aprovechar lo positivo de las nuevas tecnologías enfatizando el compromiso ético que debe promoverse en la formación de los nuevos profesionales.

**Cuadro 4.**  
**Resumen de hipótesis**

Preguntas	Hipótesis	Significancia	Magnitud
P2	H1: <i>La ética tiene incidencia en motivación.</i>	Alta	Gran
P3	H2: <i>La motivación tiene incidencia en la Intención de Uso de la Inteligencia Artificial.</i>	Moderada	Moderada
P2	H3: <i>La ética tiene incidencia en la autoeficacia</i>	Alta	Gran
P3	H4: <i>La autoeficacia tiene incidencia en la expectativa de resultado del estudiante.</i>	Moderada	Moderada
P3	H5: <i>Las expectativas de resultado del estudiante conduce a consecuencias de logro, a través del uso de la Inteligencia Artificial.</i>	Alta	Gran
P4	H6: <i>La relación entre la intensidad de uso de la Inteligencia Artificial influye directamente en el rendimiento académico del estudiante.</i>	Alta	Gran

#### Referencia bibliográfica

- Alalwan, AA, Dwivedi, YK, Rana, NPP, et al (2016). Consumer adoption of mobile banking in Jordan: Examining the role of usefulness, ease of use, perceived risk and self-efficacy. *Journal of Enterprise*, <https://doi.org/10.1108/JEIM-04-2015-0035>
- Arbocó de los Heros, M., Pajuelo Otárola, M., Salizar Torres, P., & Sobrino Chunga, L. (2023). Autoeficacia académica y percepción de la educación virtual en estudiantes universitarios durante la pandemia. *Avances En Psicología*, 31(1), e2851. <https://doi.org/10.33539/avpsicol.2023.v31n1.2851>
- Armstrong, Mary & Ketz, J. Edward & Owsen, Dwight. (2003). Ethics Education in Accounting: Moving Toward Ethical Motivation and Ethical Behavior. *Journal of Accounting Education*. 21. 1-16. 10.1016/S0748-5751(02)00017-9.
- Bandura, A & Walters, R. (1974). *Aprendizaje social y desarrollo de la personalidad*. Alianza Editorial. Alianza Universidad. (1963, Holt, Rinehart and Winston).
- Bandura, A. (1986). *Social foundations of thought and action*. Englewood Cliffs, NJ, 1986(23-28)
- Bandura, A. (1991). Social cognitive theory of moral thought and action. In *Handbook of Moral Behavior and Development*, ed. WM Kurtines, JL Gewirtz, 1:45-103. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Bandura, A. (1999). A social cognitive theory of personality. In *Handbook of Personality*, ed. L Pervin, O John, pp. 154-96. New York: Guilford. 2nd ed.
- Bandura, A. (2001). *Guía para la construcción de Escalas de autoeficacia*. Córdoba (Argentina): Universidad Nacional de Córdoba
- Bandura, A. (2005). Social cognitive theory: An agentic perspective. *Psychology: The Journal of the Hellenic Psychological Society*, 12(3), 313-333. <https://ejournals.epublishing.ekt.gr/index.php/psychology/article/view/23964/20057>
- Bandura, A. (2012). On the functional properties of perceived self-efficacy revisited. *Journal of management*, 38(1), 9-44. DOI: 10.1177/0149206311410606
- Barberá, E. & Cantero, Ma. J. (1996). Motivación de logro y categorización de género. En: Garrido, I. (Ed.). *Psicología de la motivación* (pp. 287-307). Madrid: Síntesis
- Borisova, E., Polishchuk, L., & Suvorov, A. (2014). Observe or violate: Intrinsic motivation of academic ethics. *Journal of the New Economic Association*, 22(2), 41–72. <https://ideas.repec.org/a/nea/journal/y2014i22p41-72.html>
- Chau, PY (2001). Influence of computer attitude and self-efficacy on IT usage behavior. *Journal of Organizational and End User Computing*, <https://www.igi-global.com/article/influence-computer-attitude-self-efficacy/3732>
- Chen, X., Zou, D., Xie, H., Cheng, G., & Liu, C. (2022). Two Decades of Artificial Intelligence in Education: Contributors, Collaborations, Research Topics, Challenges, and Future Directions. *Educational Technology & Society*, 25(1), 28–47. <https://www.jstor.org/stable/48647028>



- Desharnais, R., Bouillon, J., & Godin, G. (1986). Self-efficacy and outcome expectations as determinants of exercise adherence. *Psychological Reports*, 59(3), 1155–1159. <https://doi.org/10.2466/pr0.1986.59.3.1155>
- Galleguillos, P. y Olmedo, E. (2017). Autoeficacia académica y rendimiento escolar: un estudio metodológico y correlacional en escolares. *ReiDoCrea*, 6, 156- 169
- García, J. (2021). “Implicancia de la inteligencia artificial en las aulas virtuales para la educación superior” *Orbis Tertius UPAL*. Año 5. N° 10. ISSN versión impresa: 2520-9981. ISSN versión digital: 2709-8001. Pp 31-52. Universidad Privada Abierta Latinoamericana. Cochabamba
- Hair, J., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2016). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (2nd ed.)
- Hair, J. F., Hult, G. T., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2017). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*, 2nd Ed. Sage
- Hsu, MH, & Chiu, CM (2004). Internet self-efficacy and electronic service acceptance. *Decision support systems*, Elsevier, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923603001222>
- Indartono, S. (2020). The unique effect of dynamic motivation and different perception of organisational politics on students’ ethics. *International Journal of Business and Systems Research*, 14(3), 362. <https://doi.org/10.1504/ijbsr.2020.108291>
- Jimbo-Santana, P., Lanzarini, L.C., Jimbo-Santana, M. y Morales-Morales, M. (2023). Inteligencia artificial para analizar el rendimiento académico en instituciones de educación superior. Una revisión sistemática de la literatura. *Revista Cátedra*, 6(2), 30- 50
- Joo, Y.J., Lim, K.Y., & Kim, E.K. (2011). Online university students’ satisfaction and persistence: Examining perceived level of presence, usefulness and ease of use as predictors in a structural model. *Comput. Educ.*, 57, 1654-1664
- Kao, C. P., & Chen, Y. H. (2019). Investigating the impact of artificial intelligence on students’ academic achievement: A systematic review and meta-analysis. *Journal of Educational Technology Development and Exchange (JETDE)*, 12(1), 87-104
- Lee, Youngju & Choi, Jaeho. (2011). A review of online course dropout research: Implications for practice and future research. *Educational Technology Research and Development*. 59. 593-618. 10.1007/s11423-010-9177-y
- Lee, Y. H., & Choi, J. Y. (2020). Exploring the Impact of Artificial Intelligence on Education: A Review of Current Literature and Future Prospects. *Journal of Educational Technology & Society*, 23(2), 1-14
- López, R. (2013). Ética profesional en la educación superior. *Perfiles educativos*, 35(142), 2-5. Recuperado en 12 de agosto de 2023, [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0185-26982013000400015&lng=es&tlng=es](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0185-26982013000400015&lng=es&tlng=es)
- Méndez, C., Torres, M., & Camatón, S. (2018). Importancia de la ética en la Educación Superior. *Domino De Las Ciencias*, 4(2), 215–223. <https://doi.org/10.23857/dc.v4i2.802>
- Ocaña-Fernández, Y., Valenzuela-Fernández, L. A., & Garro-Aburto, L. L. (2019). Inteligencia artificial y sus implicaciones en la educación superior. *Propósitos y representaciones*, 7(2), 536–568. <https://doi.org/10.20511/pyr2019.v7n2.274>
- Olaz, F. (2001). La teoría social cognitiva de la autoeficacia, contribuciones a la explicación del comportamiento vocacional. Tesis de Grado, Facultad de Psicología. Argentina: Universidad Nacional de Córdoba
- Ramírez-Correa, Patricio. (2014). Mobile internet usage in Chile: exploring the antecedents of its acceptance at the individual level. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 22(4), 560-566. <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-33052014000400011>
- Thatcher, JB, & Perrew, PL (2002). An empirical examination of individual traits as antecedents to computer anxiety and computer self-efficacy. *MIS quarterly*, JSTOR, <https://www.jstor.org/stable/4132314>
- Thornberry, G. (2003). Relación entre motivación de logro y rendimiento académico en alumnos de colegios limeños de diferente gestión. *Persona*, núm. 6, 2003, pp. 197-216 Universidad de Lima - Lima, Perú
- Tuomi, I. (2018) *The Impact of Artificial Intelligence on Learning, Teaching, and Education. Policies for the future*, Eds. Cabrera, M., Vuorikari, R & Punie, Y., EUR 29442 EN, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2018
- Vargas-Murillo, G. (2021). Diseño y gestión de entornos virtuales de aprendizaje. *Cuadernos Hospital de Clínicas*, 62(1), 80–87. [http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1652-67762021000100012](http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1652-67762021000100012)
- UNESCO. (2019). *Inteligencia artificial en la educación: desafíos y oportunidades para la sostenibilidad* Desarrollo. United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization, 47
- UNESCO (2021). *Recomendaciones sobre ética de la inteligencia artificial*. Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura, 7, place de Fontenoy, 75352 París 07 SP, Francia
- Zimmerman, B. J., Bandura, A., & Martinez-Pons, M. (1992). Self-motivation for academic attainment: The role of self-efficacy beliefs and personal goal setting. *American educational research journal*, 29(3), 663-676. <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.3102/00028312029003663>