

Trabajo final_Castagne y compañeras.docx

 My Files My Files Universidad Peruana Union

Detalles del documento

Identificador de la entrega

trn:oid:::29566:535344952

Fecha de entrega

2 dic 2025, 12:05 p.m. GMT-5

Fecha de descarga

2 dic 2025, 12:10 p.m. GMT-5

Nombre del archivo

Trabajo final_Castagne y compañeras.docx

Tamaño del archivo

448.2 KB

24 páginas

8255 palabras

49.320 caracteres

14% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

Filtrado desde el informe

- Bibliografía
- Texto citado
- Texto mencionado
- Coincidencias menores (menos de 8 palabras)

Fuentes principales

- 10%  Fuentes de Internet
- 3%  Publicaciones
- 10%  Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Marcas de integridad

N.º de alertas de integridad para revisión

No se han detectado manipulaciones de texto sospechosas.

Los algoritmos de nuestro sistema analizan un documento en profundidad para buscar inconsistencias que permitirían distinguirlo de una entrega normal. Si advertimos algo extraño, lo marcamos como una alerta para que pueda revisarlo.

Una marca de alerta no es necesariamente un indicador de problemas. Sin embargo, recomendamos que preste atención y la revise.

Fuentes principales

- 10% Fuentes de Internet
- 3% Publicaciones
- 10% Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Fuentes principales

Las fuentes con el mayor número de coincidencias dentro de la entrega. Las fuentes superpuestas no se mostrarán.

1	Internet	de.scribd.com	<1%
2	Internet	www.scielo.org.co	<1%
3	Trabajos entregados	Universidad Católica Boliviana "San Pablo" on 2025-11-21	<1%
4	Internet	repositorio.ucv.edu.pe	<1%
5	Trabajos entregados	Universidad Catolica Tecnologica de Barahona on 2025-10-29	<1%
6	Trabajos entregados	Universidad Cientifica del Sur on 2025-10-18	<1%
7	Internet	revistas.usil.edu.pe	<1%
8	Internet	repositorio.usmp.edu.pe	<1%
9	Internet	pmc.ncbi.nlm.nih.gov	<1%
10	Internet	revistadecomunicacion.com	<1%
11	Internet	revistas.uned.es	<1%

12	Trabajos entregados	Universidad Cesar Vallejo on 2022-08-09	<1%
13	Internet	es.scribd.com	<1%
14	Internet	es.slideshare.net	<1%
15	Internet	ichgcp.net	<1%
16	Internet	pesquisa.bvsalud.org	<1%
17	Internet	www.dykinson.com	<1%
18	Trabajos entregados	Universidad Internacional de la Rioja on 2025-05-21	<1%
19	Trabajos entregados	Universidad Nacional de Educacion Enrique Guzman y Valle on 2025-09-18	<1%
20	Internet	repositorio.usil.edu.pe	<1%
21	Internet	www.gacetasanitaria.org	<1%
22	Trabajos entregados	Universidad Tecnologica del Peru on 2025-07-18	<1%
23	Internet	www.aidep.org	<1%
24	Trabajos entregados	Universidad Catolica de Oriente on 2025-09-11	<1%
25	Internet	eventos.uh.cu	<1%

26	Trabajos entregados	Universidad Europea de Madrid on 2024-04-17	<1%
27	Trabajos entregados	Universidad Fernando Pessoa Canarias on 2025-06-05	<1%
28	Trabajos entregados	Universidad Miguel Hernandez Servicios Informaticos on 2025-01-31	<1%
29	Internet	archbronconeumol.org	<1%
30	Publicación	Caffarena Barcenilla, Carolina Andrea. "La influencia del temperamento y el sexo ...	<1%
31	Trabajos entregados	Universidad Anahuac México Sur on 2024-09-07	<1%
32	Internet	hdl.handle.net	<1%
33	Internet	repositorio.uca.edu.ar	<1%
34	Trabajos entregados	Corporación Universitaria Iberoamericana on 2022-12-15	<1%
35	Publicación	Guillermo B. Willis, Hugo Carretero-Dios, Rosa Rodríguez-Bailón, Katerina Petkan...	<1%
36	Trabajos entregados	Universidad Privada del Norte on 2025-06-13	<1%
37	Internet	eprints.ucm.es	<1%
38	Internet	institucional.us.es	<1%
39	Internet	ppk.elte.hu	<1%

40	Internet	renati.sunedu.gob.pe	<1%
41	Internet	rest-dspace.ucuenca.edu.ec	<1%
42	Internet	uvadoc.uva.es	<1%
43	Trabajos entregados	Facultad de Psicología on 2025-10-15	<1%
44	Trabajos entregados	Universidad Nacional de Educacion Enrique Guzman y Valle on 2023-12-16	<1%
45	Trabajos entregados	Universidad del Pacifico - Escuela de Negocios on 2024-03-30	<1%
46	Trabajos entregados	unhuancavelica on 2025-11-16	<1%
47	Internet	www.coursehero.com	<1%
48	Internet	www.uccuyo.edu.ar	<1%
49	Trabajos entregados	UISEK on 2025-02-27	<1%
50	Trabajos entregados	Universidad Anahuac México Sur on 2025-10-20	<1%
51	Trabajos entregados	Universidad Europea de Madrid on 2024-09-03	<1%
52	Trabajos entregados	Universidad Internacional de la Rioja on 2021-03-19	<1%
53	Internet	eprints.uanl.mx	<1%

54	Internet	revistas.ucv.es	<1%
55	Internet	roderic.uv.es	<1%
56	Internet	rua.ua.es	<1%
57	Internet	sftpinstitu.us.es	<1%
58	Internet	www.ansiedadystres.es	<1%
59	Internet	www.uaslp.mx	<1%

Actitudes hacia la inteligencia artificial, perseverancia y estrés como predictores del aprendizaje autorregulado en estudiantes universitarios peruanos

Resumen

El aprendizaje autorregulado es uno de los factores más importantes del desarrollo académico de los estudiantes. El objetivo de esta investigación fue explorar la relación entre las actitudes hacia la inteligencia artificial, la perseverancia, el estrés percibido y el aprendizaje autorregulado de estudiantes universitarios peruanos. El diseño planteado fue de un estudio transversal, con estrategia asociativa-predictiva. Los instrumentos aplicados a una muestra de 1902 estudiantes universitarios fueron la Escala de Actitudes hacia la inteligencia artificial, Escala de perseverancia, Escala de Estrés percibido y la Escala de aprendizaje autorregulado. Los resultados mostraron que las actitudes hacia la IA y el esfuerzo son los predictores más influyentes de las dimensiones del aprendizaje autorregulado. El modelo de ecuaciones estructurales (estimado mediante WLSMV) mostró un ajuste aceptable a los datos: $\chi^2(571) = 17\,249.68$, CFI = 0.964, TLI = 0.960, RMSEA = 0.124 [0.122–0.126], y SRMR = 0.078. Ambos constructos se asocian negativamente con control y autonomía, lo que sugiere que el uso intensivo de tecnologías y la percepción de alta demanda cognitiva pueden reducir la autorregulación académica y la autonomía del estudiante. Asimismo, los efectos positivos del distrés y el eustrés sobre el control académico evidencian que el estrés, en niveles moderados, puede desempeñar un rol motivador y regulador en el proceso de aprendizaje.

Palabras clave: Actitudes hacia la IA; Grit, estrés, aprendizaje autorregulado, procrastinación, estudiantes universitarios

Introducción

A partir de la pandemia COVID-19 se implementaron diversos sistemas de aprendizaje en línea que brindaron a los estudiantes ciertos niveles de autonomía y de aprendizaje autorregulado (Jin et al., 2023). Además, el apoyo externo mediante inteligencia artificial (IA) podría ser una ayuda potencial para mejorar el aprendizaje autodirigido y lograr el éxito académico de los estudiantes (Molenaar, 2022). El aprendizaje autorregulado comprende procesos metacognitivos, cognitivos, conductuales y personales que implican un desafío para los estudiantes (Lodge et al., 2018), y puede verse influenciado por factores como la perseverancia (Won et al., 2025a) y el estrés (Bellino, 2017), así como las actitudes hacia la investigación. En este sentido, es importante abordar de forma integral los posibles problemas que los estudiantes pueden enfrentar al aplicar aplicaciones de IA en entornos reales de aprendizaje (Seo et al., 2021).

A diferencia de los estudiantes de educación básica regular (primaria y secundaria), los estudiantes universitarios disfrutan de una mayor autonomía debido a la menor supervisión de sus procesos de aprendizaje (Jansen et al., 2019). Pero, esta independencia, requiere que los estudiantes ejerzan un mayor control sobre su propio aprendizaje, lo que significa que el aprendizaje autorregulado es más esencial (Luo & Zhou, 2024).

En el contexto latinoamericano, un estudio realizado por Pizarro Romero (Pizarro Romero, 2024) analiza diversas funciones de IA tales como la recopilación de información, análisis de datos y análisis de textos, concluyendo que la IA facilita el trabajo académico y ayuda al estudiante a mejorar su aprendizaje autónomo y estratégico.

La perseverancia o Grit, fue introducido por Duckworth et al. (Duckworth et al., 2007) y obtuvo interés en la academia por sus vínculos con el éxito académico (Akos & Kretchmar, 2017). La relación entre el grit y el aprendizaje autorregulado es considerado como un área que necesita investigación adicional en relación al éxito de los estudiantes (Wolters & Hussain, 2015). El grit se conceptúa como un atributo con dos dimensiones, una de constancia de interés que se refiere a la tendencia de una persona a mantener su pasión por los objetivos, y la segunda, perseverancia en el esfuerzo, que representa la tendencia de una persona a dedicar tiempo y energía para alcanzar objetivos a largo plazo (Duckworth et al., 2007). El aprendizaje autorregulado se refiere a un proceso activo y con propósito en el que los estudiantes planifican, supervisan y controlan los diversos aspectos del aprendizaje (Pintrich, 2004). En este sentido, la perseverancia podría desempeñar un rol importante en el aprendizaje autorregulado, ya que está relacionado conceptualmente a la responsabilidad (Credé et al., 2017).

Las actitudes hacia la inteligencia artificial se conceptúan como evaluaciones, creencias y disposiciones emocionales hacia la inteligencia artificial que incluyen dimensiones cognitivas, afectivas y emocionales (Grassini, 2023). El estrés percibido se conceptúa como el grado en el que los individuos evalúan situaciones de sus vidas como estresantes (S. Cohen, 1986). En este contexto, resulta esencial investigar cómo las actitudes hacia la Inteligencia Artificial, la perseverancia y el estrés percibido pueden afectar el aprendizaje autorregulado de los estudiantes universitarios.

La adopción de IA en la educación superior ha subido considerablemente, sin embargo, faltan estudios que vinculen las actitudes hacia la IA, la perseverancia y el estrés académico como predictores conjuntos del aprendizaje autorregulado. Las revisiones muestran avances globales, pero destacan desajusten en la implementación de la IA en su relación con el aprendizaje y el entorno pedagógico que afectan la autorregulación del estudiante (Katsantonis & Katsantonis, 2024). Además, los estudios sobre el efecto de la perseverancia no están del todo claros especialmente en relación a los procesos de estudio (Tannoubi et al., 2023). De igual forma la relación del estrés académico con el aprendizaje autorregulado esta proco explorado (S. Zhang et al., 2024).

En este sentido, el objetivo de esta investigación es explorar la relación entre las actitudes hacia la inteligencia artificial, la perseverancia, el estrés percibido y el aprendizaje autorregulado en estudiantes universitarios peruanos.

Revisión de literatura

El aprendizaje autorregulado se manifiesta junto con el pensamiento crítico, los cuales contribuyen al desarrollo de habilidades académicas las mismas que son necesarias en el mundo laboral, ya que las personas con pensamiento crítico son capaces de resolver eficazmente los problemas y mejorar su calidad de vida (Nizaruddin, 2023). Además que ambos comparten componentes como la motivación y la metacognición (Öz & Şen, 2021).

Actitudes hacia la inteligencia artificial y aprendizaje autorregulado

Múltiples investigaciones se enfocaron en las variables investigadas, como lo realizado en Portugal con 931 estudiantes universitarios en el cual se analiza la percepción de los estudiantes hacia la inteligencia artificial generativa y su relación con el pensamiento crítico encontrando percepciones positivas hacia la IA y la importancia de que los estudiantes desarrollen la capacidad de evaluar críticamente los resultados generados por la IA (Oliveira et al., 2025). Los investigadores destacaron que los estudiantes con actitudes positivas hacia la IA mostraron una mayor disposición a integrar las tecnologías en el proceso de aprendizaje (Katsantonis & Katsantonis, 2024). Es el aspecto emocional

12 y actitudinal hacia la IA, lo que puede generar mayor confianza y competencia para los estudiantes en el uso de las tecnologías para el aprendizaje autorregulado (Asio & Gadia, 2024). La percepción favorable y crítica hacia la IA, podría empoderar a los estudiantes universitarios en la gestión de su propio aprendizaje de manera más afectiva y autónoma.

5 Investigaciones recientes reportan que la alfabetización en IA predice de manera significativa el aprendizaje autónomo (Shi et al., 2025). Según Salas-Pilco et al. (2022) la IA puede mejorar significativamente el rendimiento, la participación y el interés del alumnado en el aprendizaje. Los estudios de revisión confirman la importancia de la IA en la mejora del aprendizaje autorregulado de los estudiantes (Lan & Zhou, 2025).

Perseverancia y aprendizaje autorregulado

Estudios recientes confirman la relación entre el grit o perseverancia con el aprendizaje autorregulado en estudiantes universitarios, destacando la relación del grit con el uso de estrategias autorreguladoras (Won et al., 2025a). Los investigadores confirman que el grit predice el uso de estrategias de aprendizaje autorregulado, ya que orienta hacia una mayor motivación hacia las metas académicas (Ayllón-Salas et al., 2024). Otro estudio muestra bajo la teoría de la autodeterminación confirma que tanto el grit como el aprendizaje autorregulado predicen el rendimiento académico de los estudiantes (Sibarani & Meilani, 2019). Otra investigación confirmó que la perseverancia en el esfuerzo predijo los indicadores de aprendizaje autorregulado incluyendo el valor, la autoeficacia y las estrategias cognitivas y metacognitivas (Wolters & Hussain, 2015).

Estrés percibido y aprendizaje autorregulado

Los estudiantes universitarios a menudo enfrentan estrés por cuestiones académicas, laborales y relacionadas con la vida, según la teoría de conservación de los recursos, los recursos psicológicos son limitados y los altos niveles de estrés pueden agotar estos recursos (Feng et al., 2024). Si estos recursos no se reponen de manera oportuna, las personas pueden experimentar estrés percibido lo que puede conducir potencialmente a disminuir su capacidad de aprendizaje autodirigido (Park et al., 2023; A. Zhang et al., 2022). Otro estudio en 900 estudiantes de pregrado reportó que las habilidades de aprendizaje autodirigido se correlacionaron negativamente con el estrés percibido (Yang et al., 2024). Finalmente, estudios confirman que el estrés percibido tiene un efecto significativo sobre el aprendizaje autodirigido en estudiantes universitarios (Ji et al., 2024) y que el aprendizaje autorregulado tiene un papel mediador entre el estrés percibido y la identidad profesional (Zhao et al., 2024).

Relación entre las variables

12 El aprendizaje autorregulado es un proceso que permite al estudiante supervisar sus actividades académicas con el fin de alcanzar sus logros académicos. Tres constructos influyen en este proceso, estos son, las actitudes hacia la inteligencia artificial, la perseverancia y el estrés percibido. En primer término, las actitudes hacia la IA favorecen una mayor disposición a utilizar herramientas digitales para el aprendizaje por parte del estudiante lo cual mejora su rendimiento académico (Bewersdorff et al., 2025; Gálvez Marquina et al., 2024). En relación a la perseverancia o Grit, se ha demostrado que los estudiantes con altos niveles de perseverancia tienden a establecer metas académicas claras y emplear estrategias de aprendizaje (Duckworth & Quinn, 2009; Won et al., 2025a). Otro factor presente en este modelo es el estrés percibido el cual puede afectar negativamente el aprendizaje autorregulado. Altos niveles de estrés podrían disminuir la capacidad de concentración y aprendizaje autónomo de los estudiantes (Chemers et al., 2001; Vizcaino-Escobar et al., 2024).

El enfoque que respalda este estudio está basado en la teoría de Bandura en la cual, la interacción de los factores personales, sea creencias y actitudes, así como factores comportamentales y ambientales aumentan el aprendizaje autorregulado (Bandura, 1977).

Hipótesis

H1 Las actitudes hacia la inteligencia artificial tienen un efecto positivo en el aprendizaje autorregulado de estudiantes universitarios peruanos.

H2 La perseverancia tiene un efecto positivo en el aprendizaje autorregulado de estudiantes universitarios peruanos.

H3 El estrés percibido tiene un efecto negativo en el aprendizaje autorregulado de estudiantes universitarios peruanos.

Metodología

Diseño

Según la clasificación de Ato, Benavente y López (Ato et al., 2013) corresponde a un estudio transversal, con estrategia asociativa-predictiva. Los estudios transversales se definen en un momento temporal determinado y siguen una tradición eminentemente asociativa y a la vez persigue explorar la relación funcional existente entre variables con el objeto de explicar su comportamiento. De manera específica se empleó un modelo de ecuaciones estructurales (SEM)- Este enfoque multivariado permitió analizar simultáneamente las relaciones directas entre las variables de este estudio.

Diseño muestral

Mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia, el cual consiste en seleccionar a los participantes que se encuentran disponibles y accesibles para el investigador. En este estudio, la elección de los participantes fue intencional basada en su disponibilidad y disposición para responder el cuestionario. Se encuestó a 1902 estudiantes universitarios peruanos. La Tabla 1 presenta las principales características sociodemográficas de la muestra analizada (N = 1902). La edad promedio de los participantes fue de 23.71 años (DE = 8.58). En relación con el sexo, se observa una ligera predominancia femenina (57.83%, n = 1100) frente al grupo masculino (42.17%, n = 802). Respecto al tipo de institución educativa, la gran mayoría de participantes reportó pertenecer a una universidad privada (96.0%, n = 1826), mientras que un porcentaje considerablemente menor provino de universidades públicas (4.0%, n = 76). En cuanto a la procedencia geográfica, más de la mitad de la muestra provino de la Sierra peruana (51.52%, n = 980), seguida por participantes de la Selva (27.29%, n = 519) y de la Costa (21.19%, n = 403). Esta distribución territorial sugiere una representación diversa de contextos socioculturales, lo que aporta valor al estudio al incluir experiencias y percepciones de distintas regiones del país.

Variable	Categoría	n	%
Edad (M = 23.71; DE = 8.58)			
Sexo	Mujer	1100	57.83

Variable	Categoría	n	%
Universidad	Varón	802	42.17
	Privada	1826	96.00
	Pública	76	4.00
Procedencia	Costa	403	21.19
	Selva	519	27.29
	Sierra	980	51.52

Técnicas de recolección de datos

Los participantes fueron estudiantes universitarios del Perú, se solicitó su participación voluntaria, mediante un consentimiento informado a través del formulario Microsoft Forms, en donde se explicó el objetivo de la investigación a realizar. Así mismo, se brindó la información que los datos recopilados serán usados exclusivamente para fines de investigación, y se garantizó la confidencialidad de la información.

Para la recolección de datos, se empleó un formato virtual de cuestionarios en Outlook Forms, que fue enviado a los participantes a través de redes sociales, como correo electrónico y WhatsApp y el Sistema académico universitario Lamb Learning.

Instrumentos

Escala de Actitudes hacia la inteligencia artificial

La Escala de actitud hacia la inteligencia artificial (AIAS) evalúa las actitudes públicas hacia la inteligencia artificial (IA) (Grassini, 2023). Adaptada al contexto peruano por Morales et. al (Morales-García et al., 2024), consta de cuatro ítems que capturan las creencias individuales sobre la influencia de la IA en sus vidas, carreras y la humanidad en general. La AIAS está estructurada en torno a una sola dimensión, que refleja una actitud compuesta hacia la IA, que incluye la utilidad percibida y el impacto potencial en la sociedad. La escala demostró una consistencia interna adecuada ($\chi^2 = 0,410$, $gl = 1$, $p = 0,522$, $CFI = 1,00$, $TLI = 1,00$, $RMSEA = 0,00$, $SRMR = 0,00$), con un alfa de Cronbach de 0,94 y un omega de McDonald de 0,91. Emplea una escala Likert de 10 puntos (1 = En absoluto, 10 = Completamente de acuerdo).

Escala de perseverancia

El Cuestionario de Perseverancia (Grit-S) fue creado por Duckworth y Quinn (Duckworth & Quinn, 2009) y validado al contexto peruano por Yupanqui-Lorenzo et. al (Yupanqui-Lorenzo et al., 2024). Presenta un autoinforme que mide la perseverancia y la pasión por los objetivos a largo plazo. Es una escala bifactorial presento un buen ajuste ($CFI = 0,97$, $TLI = 0,95$, $RMSEA [IC 90 \%] = 0,08 [0,07, 0,10]$). La dimensión Consistencia de interés (ítem 1,3,5 y 6) redactados de manera negativa y en el

análisis es necesario invertir las calificaciones y la dimensión perseverancia del esfuerzo (ítem 2,4,7 y 8).

Escala de Estrés percibido

El Inventario Escala de estrés percibido (EEP-10) fue creada por Cohen et. al. (S. Cohen et al., 1983), adaptada al español por Remor (Remor, 2006) y contextualizada al contexto universitario por Campo-Arias et al (Campo-Arias et al., 2015). El instrumento posee buenas propiedades psicométricas (alfa de Cronbach de 0,65 5, omega de McDonald 0,68 y coeficiente de Mosier 0,68). La EEP-10 consta de 10 ítems, cada uno con 5 opciones de respuesta que van de cero 'nunca', uno 'casi nunca', dos 'de vez en cuando', tres 'muchas veces' a cuatro (siempre). Los ítems 1, 2, 3, 6, 9 y 10 se puntúan directamente de 0 a 4 (dimensión de falta de control o estrés negativo) y los ítems 4, 5, 7 y 8 de forma inversa, de 4 a 0 (capacidad de afrontamiento o estrés positivo). En cuanto a la confiabilidad, el instrumento valores alfa de Cronbach adecuados (entre .656 y .789) tanto para la puntuación total como para cada dimensión y los valores de omega resultaron semejantes aunque un poco mayores (entre .657 y .798) (Reyna et al., 2019). El tiempo de llenado del cuestionario es de aproximadamente cinco minutos y puede ser aplicado de forma individual o colectiva.

Escala de aprendizaje autorregulado

El cuestionario de aprendizaje autorregulado fue creado por Williams y Deci (Williams & Deci, 1996) y adaptado al contexto peruano por Chávez y Merino (Chávez Ventura & Merino Soto, 2016). Está conformado por 14 ítems con dos dimensiones, control 8 ítems (1-8) y autonomía 6 ítems (9-14). La escala de calificación es ordinal de 5 puntos desde Nada verdadero para mí hasta Totalmente verdadero para mí. El instrumento presenta alta validez basado en la metodología Fisher, fue de IC 95%: 0.63, 0.76 e IC 95%: 0.68 Y 0.79 para la autonomía y control y con un alfa de 0.80.

Técnicas estadísticas para el procesamiento de la información

Los análisis se llevaron a cabo utilizando el software R (R Core Team, 2024), con el apoyo de los paquetes *descr*, *psych*, *MVN*, *apaTables* y *lavaan*. En primer lugar, se realizaron análisis descriptivos de las variables sociodemográficas y de estudio, incluyendo medidas de tendencia central, dispersión, asimetría y curtosis. También se calcularon frecuencias y porcentajes para las variables categóricas.

Posteriormente, se exploraron las correlaciones bivariadas de Pearson entre las variables principales, reportando intervalos de confianza del 95%. Para evaluar los supuestos del modelo, se aplicó la prueba de Mardia, que mostró evidencias de violación de la normalidad multivariada (asimetría y curtosis significativas, $p < .001$). Dado lo anterior, y considerando que los ítems fueron tratados como variables ordinales, se empleó el estimador robusto WLSMV (Weighted Least Squares Mean and Variance adjusted) lo que permite obtener estimaciones consistentes bajo no normalidad.

El modelo de ecuaciones estructurales (SEM) se especificó en dos niveles. En el nivel de medición, se definieron factores latentes para el estrés percibido (Distrés y Eustrés), el Gritt (Consistencia y Esfuerzo), la autoeficacia académica inmediata (AIA) y la autonomía académica (Control y Autonomía). Se incluyeron correlaciones residuales en ítems con similitud semántica del PSS. En el nivel estructural, se modelaron los efectos de AIA, Consistencia, Esfuerzo, Distrés y Eustrés sobre las dimensiones de Control y Autonomía.

El ajuste global del modelo se evaluó mediante varios índices recomendados por la literatura (Hu & Bentler, 1999): el Comparative Fit Index (CFI), el Tucker-Lewis Index (TLI), el Root Mean Square

Error of Approximation (RMSEA) con intervalos de confianza al 90%, y el Standardized Root Mean Square Residual (SRMR). Se adoptaron los criterios de CFI y TLI $\geq .90$, RMSEA $\leq .08$ y SRMR $\leq .08$ como indicadores de ajuste aceptable.

Finalmente, se reportaron los coeficientes estandarizados (β), errores estándar (SE), valores z y significancia estadística (p) de las rutas estructurales, con el fin de identificar la magnitud y dirección de los efectos de cada variable predictora sobre las variables dependientes.

Consideraciones éticas

Este estudio contó con el consentimiento informado de los participantes. Asimismo, se respetó la confidencialidad de los datos y se les informó que la información proporcionada se utilizaría únicamente para los objetivos de la investigación y que su participación era voluntaria y anónima. Finalmente, se solicitó la aprobación del comité de ética de la Escuela de Posgrado de la Universidad Peruana Unión con el número 2025-CEEPG-00151.

Resultados

La Tabla 2 presenta los estadísticos descriptivos de las variables principales del estudio, incluyendo medidas de tendencia central, dispersión y distribución. En general, los resultados permiten caracterizar el perfil psicológico de la muestra ($N = 1902$) y evaluar los supuestos previos a los análisis multivariados.

Desde el punto de vista de la normalidad univariada, los valores de asimetría oscilaron entre -0.76 (*esfuerzo*) y 0.91 (*grit*), mientras que los valores de curtosis fluctuaron entre -0.44 (*AIAST*) y 1.55 (*AAT*). Dado que todos los valores se encuentran dentro del rango aceptable de ± 2 recomendado para estudios psicológicos con muestras grandes (Curran et al., 1996), se puede concluir que ninguna variable presenta desviaciones severas de la normalidad univariada. Esto indica que las distribuciones son razonablemente simétricas y con picos y colas dentro de los límites esperados.

No obstante, al evaluar la normalidad multivariada mediante la prueba de Mardia (1970), los resultados indicaron una violación significativa de este supuesto: *asimetría multivariada* = 1862.58, $p < .001$ y *curtosis multivariada* = -23.54 , $p < .001$. Estos valores reflejan una desviación importante de la normalidad conjunta de las variables, lo cual es común en investigaciones con datos psicológicos tipo Likert y con tamaños muestrales grandes.

Debido a esta violación del supuesto multivariado, y considerando además que los ítems fueron tratados como variables ordinales, se optó por emplear el estimador WLSMV (Weighted Least Squares Mean and Variance adjusted) en el modelamiento estructural. Este estimador es robusto frente a desviaciones de la normalidad y apropiado para el análisis de variables categóricas u ordinales (Muthén & Muthén, 2017).

Tabla 2

Análisis descriptivo de las variables de estudio

Variable	M	DE	Min	Max	Asimetría	Curtosis
Distrés	10.83	4.71	0	24	-0.24	0.44
Eustrés	7.14	3.49	0	16	0.56	0.51
Grit	25.72	3.20	15	40	0.91	1.19

Variable	M	DE	Min	Max	Asimetría	Curtosis
Consistencia	12.29	3.17	4	20	0.22	0.43
Esfuerzo	13.44	3.02	4	20	-0.76	1.36
Actitudes hacia la IA	24.14	8.91	4	40	-0.12	-0.44
Aprendizaje Autorregulado	42.98	9.84	14	70	-0.35	1.55
Control	24.69	5.67	8	40	-0.36	1.48
Autonomía	18.29	4.68	6	30	-0.41	0.81

Nota. M = media, DE = desviación estándar.

La Tabla 3 presenta las correlaciones bivariadas de Pearson entre las variables principales del estudio, junto con sus niveles de significancia.

En primer lugar, se observa una correlación negativa y significativa entre distrés y eustrés ($r = -.42$, $p < .01$), lo que indica que un mayor nivel de estrés negativo percibido se asocia con menores niveles de estrés positivo, en coherencia con la teoría que los conceptualiza como dimensiones opuestas del afrontamiento. Asimismo, el distrés se asocia negativamente con grit ($r = -.20$, $p < .01$) y de manera más pronunciada con consistencia ($r = -.56$, $p < .01$), lo que sugiere que un mayor malestar psicológico afecta la perseverancia y la estabilidad en el logro de metas.

Por su parte, el eustrés se relaciona negativamente con grit ($r = -.38$, $p < .01$) y esfuerzo ($r = -.56$, $p < .01$), pero positivamente con consistencia ($r = .15$, $p < .01$), aprendizaje autorregulado ($r = .16$, $p < .01$), control ($r = .15$, $p < .01$) y autonomía ($r = .16$, $p < .01$). Estos resultados sugieren que el estrés positivo favorece estrategias autorregulatorias y un mayor control sobre el proceso de aprendizaje.

En relación con el grit, se observan correlaciones positivas entre grit total y consistencia ($r = .55$, $p < .01$), así como con esfuerzo ($r = .48$, $p < .01$), lo que confirma la estructura bifactorial del constructo. Sin embargo, consistencia y esfuerzo presentan una correlación negativa ($r = -.47$, $p < .01$), indicando que ambas dimensiones representan componentes diferenciados del esfuerzo sostenido.

El constructo actitudes hacia la IA se asoció positivamente con distrés ($r = .19$, $p < .01$) y esfuerzo ($r = .29$, $p < .01$), y negativamente con eustrés ($r = -.23$, $p < .01$) y consistencia ($r = -.21$, $p < .01$). Esto sugiere que actitudes más favorables hacia la inteligencia artificial podrían relacionarse con un mayor esfuerzo percibido, pero también con niveles más altos de malestar y menor consistencia, posiblemente debido a las demandas cognitivas y emocionales asociadas con el uso de estas tecnologías.

En cuanto al aprendizaje autorregulado, se evidencian correlaciones negativas con grit ($r = -.15$, $p < .01$), esfuerzo ($r = -.21$, $p < .01$) y actitudes hacia la IA ($r = -.14$, $p < .01$), mientras que las correlaciones positivas con eustrés ($r = .16$, $p < .01$) reflejan que un entorno de activación adaptativa favorece la autorregulación académica.

Por último, el aprendizaje autorregulado correlacionó fuertemente con control ($r = .96$, $p < .01$) y con autonomía ($r = .94$, $p < .01$), mientras que control y autonomía también mostraron una relación elevada ($r = .81$, $p < .01$). Este patrón indica que el aprendizaje autorregulado se sustenta en procesos de autorregulación conductual y autonomía personal en el contexto académico.

Tabla 3

8

Correlaciones entre las variables de estudio

Variable	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1 Distrés									
2 Eustrés	-.42**								
3 Grit	-.20**	-.38**							
4 Consistencia	-.56**	.15**	.55**						
5 Esfuerzo	.37**	-.56**	.48**	-.47**					
6 Actitudes hacia la IA	.19**	-.23**	.07**	-.21**	.29**				
7 Aprendizaje Autorregulado	-.02	.16**	-.15**	.05*	-.21**	-.14**			
8 Control	-.03	.15**	-.12**	.06*	-.18**	-.12**	.96**		
9 Autonomía	-.02	.16**	-.17**	.03	-.21**	-.14**	.94**	.81**	

Nota. $p < .01$, $p < .05$.

La Tabla 4 presenta los principales índices de ajuste global del modelo de ecuaciones estructurales (SEM), el cual fue estimado mediante el método WLSMV (*Weighted Least Squares Mean and Variance adjusted*) debido a la naturaleza ordinal de los ítems y a la violación del supuesto de normalidad multivariada. Los resultados permiten evaluar en qué medida la estructura factorial y las relaciones especificadas en el modelo se ajustan a los datos empíricos observados.

En primer lugar, el valor de chi-cuadrado resultó estadísticamente significativo, $\chi^2(571) = 17\,249.68$, $p < 0.001$, lo que sugiere diferencias entre la matriz observada y la matriz estimada por el modelo. Sin embargo, dado que el estadístico χ^2 es altamente sensible al tamaño muestral —y considerando que la presente investigación cuenta con una muestra grande ($N = 1902$)—, este resultado no se considera suficiente por sí solo para rechazar el modelo (Kline, 2016).

Al analizar los índices de ajuste incremental, el Comparative Fit Index (CFI) alcanzó un valor de 0.964 en su versión estándar, mientras que el Tucker-Lewis Index (TLI) fue de 0.960. Estos valores superan el umbral mínimo de 0.90 sugerido por Hu y Bentler (1999) y se aproximan al criterio más estricto de 0.95, lo que indica un ajuste adecuado del modelo respecto a uno nulo. En cuanto a los índices de ajuste absoluto, el Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) fue de 0.124 (IC90% [0.122, 0.126]) en la estimación, si bien estos valores se encuentran por encima del umbral ideal de 0.08, es común observar RMSEA elevados en modelos complejos con gran cantidad de parámetros y con variables ordinales (Chen et al., 2008). Asimismo, el Standardized Root Mean Square Residual (SRMR) presentó un valor de 0.078, dentro del rango aceptable ($< .08$), lo que indica un error medio cuadrático estandarizado bajo y una adecuada representación de las covarianzas observadas.

En conjunto, estos resultados sugieren que el modelo estructural especificado logra un ajuste aceptable a los datos, especialmente al considerar el tamaño muestral, la naturaleza ordinal de los ítems y la complejidad del modelo.

Tabla 4*Índices de ajuste del modelo*

Índice	Valor
χ^2 (gl = 571)	17249.68

Índice	Valor
CFI	0.964
TLI	0.960
RMSEA	0.124 [0.122–0.126]
SRMR	0.078

La Tabla 5 presenta los coeficientes estandarizados (β), errores estándar (SE), valores z y niveles de significancia de las rutas estructurales especificadas en el modelo de ecuaciones estructurales (SEM). Estas relaciones permiten examinar el efecto predictivo de las variables latentes —actitudes hacia la IA (AIA), consistencia, esfuerzo, distrés y eustrés— sobre las dimensiones de aprendizaje autorregulado: *control* y *autonomía*.

En el caso del *control*, se observó un efecto negativo y significativo de las actitudes hacia la IA ($\beta = -.083, p < .001$), lo que indica que actitudes más favorables hacia el uso de inteligencia artificial se asocian con un menor nivel de control académico percibido. Este resultado puede interpretarse como un posible desplazamiento de la autorregulación personal hacia la dependencia de herramientas tecnológicas en el proceso de aprendizaje.

Asimismo, el esfuerzo presentó un efecto negativo significativo sobre el control ($\beta = -.121, p = .011$), sugiriendo que un mayor esfuerzo percibido por parte del estudiante puede estar relacionado con una disminución del control autorregulatorio, posiblemente debido a la sobrecarga cognitiva o a estrategias menos eficientes en la gestión del aprendizaje.

Por el contrario, tanto el distrés ($\beta = .072, p = .041$) como el eustrés ($\beta = .088, p = .046$) mostraron efectos positivos y significativos sobre el control académico. Esto implica que tanto el estrés negativo como el positivo, en niveles moderados, pueden activar procesos de autorregulación al fomentar una mayor atención y monitoreo de las tareas académicas. Este hallazgo coincide con modelos transaccionales del estrés que plantean que el estrés, cuando se percibe como un desafío, puede impulsar conductas autorregulatorias adaptativas.

La consistencia no tuvo un efecto significativo sobre el control ($\beta = .038, p = .418$), lo que indica que la estabilidad en la perseverancia no se relaciona directamente con el manejo del proceso autorregulatorio.

En cuanto a la *autonomía*, las actitudes hacia la IA mostraron nuevamente un efecto negativo y significativo ($\beta = -.093, p < .001$), lo que sugiere que una actitud favorable hacia la tecnología puede estar vinculada con menores niveles de autonomía percibida. Esto podría explicarse por una posible dependencia en la toma de decisiones académicas apoyadas en sistemas de IA, en lugar de procesos de autorregulación interna.

El esfuerzo también presentó un efecto negativo robusto ($\beta = -.254, p < .001$), siendo el predictor más influyente en esta dimensión. Este resultado sugiere que un alto nivel de esfuerzo percibido puede asociarse con una menor sensación de autonomía, posiblemente porque el estudiante percibe que el logro académico depende de un alto costo cognitivo y no de su autorregulación espontánea.

Por el contrario, ni el distrés ($\beta = .017, p = .631$) ni el eustrés ($\beta = .017, p = .716$) mostraron efectos significativos sobre la autonomía, lo que indica que el estrés percibido, en cualquiera de sus formas,

no se relaciona directamente con la percepción de independencia en el proceso de aprendizaje. De manera similar, la consistencia tampoco alcanzó significancia estadística ($\beta = -.094$, $p = .053$), aunque el valor cercano al umbral sugiere una tendencia a que la estabilidad en la perseverancia se vincule con menor autonomía percibida.

En conjunto, estos resultados indican que las actitudes hacia la IA y el esfuerzo son los predictores más influyentes de las dimensiones del aprendizaje autorregulado. Ambos constructos se asocian negativamente con *control* y *autonomía*, lo que sugiere que el uso intensivo de tecnologías y la percepción de alta demanda cognitiva pueden reducir la autorregulación académica y la autonomía del estudiante. Asimismo, los efectos positivos del distrés y el eustrés sobre el control académico evidencian que el estrés, en niveles moderados, puede desempeñar un rol motivador y regulador en el proceso de aprendizaje.

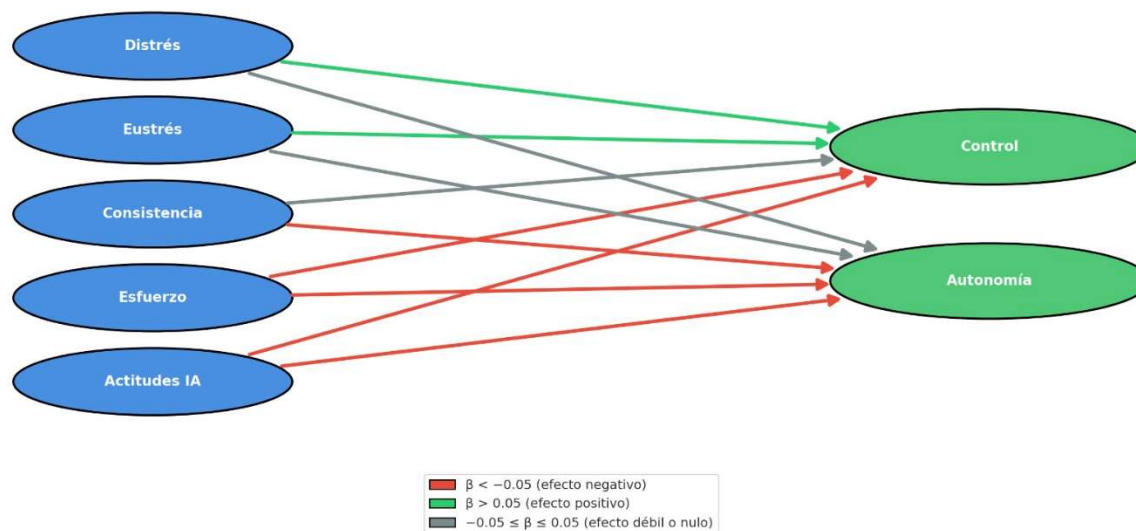
Tabla 5

Regresiones estructurales estandarizadas

Variable dependiente	Predictor	β	SE	z	p
Control	Actitudes hacia la IA	-0.08	0.02	-3.78	.000
	Consistencia	0.04	0.05	0.81	.418
	Esfuerzo	-0.12	0.05	-2.55	.011
	Distrés	0.07	0.04	2.05	.041
	Eustrés	0.09	0.05	2.00	.046
Autonomía	Actitudes hacia la IA	-0.09	0.02	-4.14	.000
	Consistencia	-0.09	0.05	-1.94	.053
	Esfuerzo	-0.25	0.05	-5.10	.000
	Distrés	0.02	0.04	0.48	.631
	Eustrés	0.02	0.05	0.36	.716

En términos de magnitud de los efectos, los coeficientes estandarizados oscilaron entre $\beta = -.25$ y $\beta = .09$, lo que corresponde a efectos pequeños o moderados según los criterios de Cohen (Cohen, 2013). En cuanto al ajuste del modelo estructural, los índices mostraron valores adecuados CFI = .964, TLI = .960, SRMR = .078, y un RMSEA = .124 (IC 90% [.122, .126]). En conjunto, los indicadores respaldan un ajuste general satisfactorio.

Gráfico 1



Discussion

El aprendizaje autorregulado se encuentra entre los factores que permiten a los estudiantes transformar sus capacidades mentales en habilidades de rendimiento académico (Seban & Urban, 2024). Estudios previos muestran que los factores contextuales y los entornos de aprendizaje son importantes para el desarrollo del aprendizaje autorregulado (Puustinen & Pulkkinen, 2001), y como un factor que afecta el éxito académico (Aydan, 2025). El objetivo de esta investigación fue explorar la relación entre las actitudes hacia la inteligencia artificial, la perseverancia, el estrés percibido y el aprendizaje autorregulado en estudiantes universitarios peruanos.

Los hallazgos encontrados muestran que las actitudes hacia la inteligencia artificial se asocian con un menor nivel de aprendizaje autorregulado en su dimensión de control percibido. Esto significa que los estudiantes que usan herramientas digitales de IA tienden a percibir un menor control sobre su aprendizaje, probablemente el estudiante dependa más de las herramientas que de sus propios recursos cognitivos. Este resultado coincide con hallazgos previos que señalan que los estudiantes que emplean la asistencia de la IA tienden a reducir sus estrategias de autorregulación (Darvishi et al., 2024). Asimismo, se ha evidenciado que la dependencia excesiva de sistemas de dialogo de la IA puede disminuir las capacidades cognitivas de los usuarios (Zhai et al., 2024). Por otro lado, aunque la integración de la IA en el aprendizaje autorregulado suele mostrar efectos positivos (Mazi & Mazi, 2025), estos beneficios parecen depender de la mediación de otra variable como es la autoeficacia (Sui et al., 2024). De igual modo, se ha identificado el papel moderador de factores como la motivación y la alfabetización digital que fortalecen la relación positiva entre el uso de la IA y el aprendizaje autorregulado. (Huang & Derakhshan, 2025)

Un hallazgo relevante de la investigación indica que la dimensión de esfuerzo del constructo GRIT presento un efecto negativo sobre el control, entendido como una de las dimensiones del aprendizaje autorregulado. Este resultado sugiere que un mayor esfuerzo percibido por el estudiante podría asociarse con una disminución en su capacidad del control autorregulatorio. Una posible explicación radica en que el esfuerzo excesivo o mal orientado puede reflejar una forma de perseverancia rígida que se caracteriza por la dificultad de ajustar metas o estrategias frente a los fracasos o sobrecarga académica. Este patrón coincide con lo señalado por Wrosch et al. (2003) quienes advierten que niveles elevados de perseverancia pueden conducir a la búsqueda de objetivos inalcanzables, generando estrés y un menor sentido de dominio. De manera similar, se ha reportado que una

interpretación inadecuada del esfuerzo, puede obstaculizar la eficacia del aprendizaje autorregulado (Kirk-Johnson et al., 2019).

Desde la teoría sociocognitiva de Bandura (Bandura, 1977), este fenómeno podría representar una disociación entre esfuerzo y autoeficacia percibida. Si el esfuerzo no se acompaña de una percepción de la autoeficacia, el estudiante puede experimentar frustración, o sensación de ineficacia, lo que debilita los mecanismos de control cognitivo y motivacional. En esta línea, personas con altos niveles de determinación y persistencia tienden a mantenerse su empeño incluso en tareas donde sería más adaptativo reformular o cambiar de estrategia, lo que podría reducir el nivel de autonomía (Lucas et al., 2015). No obstante, los resultados contrastan con evidencia más reciente, que muestran que niveles elevados de GRIT suelen asociarse con mayores habilidades de aprendizaje autorregulado, especialmente cuando la motivación académica actúa como variable moderadora (Obeng et al., 2025; Won et al., 2025).

El resultado sobre la relación del estrés percibido sobre el aprendizaje autorregulado de estudiantes universitarios mostró efectos positivos sobre el control académico. Esto significa que para los estudiantes tener niveles moderados de estrés activa los procesos de autorregulación. Este hallazgo es acorde a los reportado en investigaciones previas donde los estudiantes con un nivel de estrés moderado son los que precisamente usa más estrategias a lo largo del proceso de aprendizaje (Valiente-Barroso et al., 2020). Si los estudiantes perciben el estrés como desafíos manejables entonces esto podría promover las estrategias de autorregulación adaptativa (Karagiannopoulou & Kamtsios, 2016). Este resultado es diferente a otros estudios donde los niveles de estrés pueden obstaculizar el aprendizaje autorregulado (González et al., 2015).

Entre las implicancias teóricas de esta investigación desde la teoría social cognitiva (Bandura, 1977), el aprendizaje autorregulado es influenciado por la determinación de las personas, tanto su conducta como su ambiente. Los estudiantes que muestran actitudes favorables hacia la IA podrían disminuir su capacidad autorregulatoria y crear dependencia. Por otro lado, niveles altos de Grit reportarían costos altos de aprendizaje con menor ajuste autorregulatorio. Aunado a ello, estados de estrés moderados podrían ayudar a focalizar y activar conductas reguladoras en estudiantes universitarios.

Entre las implicancias prácticas se encuentra la implementación de programas que ayuden a tener un mayor control sobre el uso de la IA en los estudiantes, así como un adecuado manejo de la perseverancia y el estrés con el objetivo de mejorar los niveles de autorregulación de los estudiantes universitarios. Esto implica por parte de los profesores una mayor comprensión de los determinantes y factores percibidos de los estudiantes. Para las instituciones, este estudio es valioso para el desarrollo de estrategias más eficaces que permitan mayor control académico en los estudiantes.

Esta investigación no está exenta de limitaciones. Primero, que el diseño fue transversal por lo que no es posible inferir causalidad. Es necesario desarrollar estudios de naturaleza longitudinal para establecer causalidad entre las variables estudiadas. A pesar de que la muestra es considerable, sin embargo, es recomendable realizar estudios con muestreos probabilísticos por cuotas para contrastar la información generada en este estudio. Por otro lado, la toma de datos fue a través del autoinforme, por lo que es posible que existan sesgos de representación, aunque esta técnica es la más aplicada en estudios educacionales. Finalmente, al tomarse los datos de forma virtual, es probable que hubiera algunas diferencias con la forma presencial, por lo que se debe analizar este aspecto.

A pesar de estas limitaciones consideramos esta investigación como un aporte significativo a la literatura sobre aprendizaje autorregulado. En síntesis, los hallazgos de esta investigación ofrecen

aportaciones teóricas y prácticas al estudio del aprendizaje autorregulado. En el plano teórico, amplían el marco de la teoría sociocognitiva de Bandura y se evidencia que las actitudes hacia la IA, el esfuerzo y el estrés actúan como factores personales que modulan el control y la autonomía en el aprendizaje. Desde la perspectiva práctica, se destacan la importancia de fortalecer la alfabetización en IA, el esfuerzo y la gestión emocional como estrategias clave para mejorar los niveles de autorregulación académica. Concluimos que las actitudes hacia la IA, el esfuerzo y el estrés tienen un efecto significativo sobre las dimensiones de aprendizaje autorregulado. Esto muestra la necesidad de implementar programas para mejorar los niveles de aprendizaje autorregulado a partir de las actitudes hacia la IA, el Grit y el estrés en estudiantes universitarios.

Referencias

Akos, P., & Kretchmar, J. (2017). Investigating Grit at a Non-Cognitive Predictor of College Success. *The Review of Higher Education*, 40(2), 163-186.
<https://doi.org/10.1353/rhe.2017.0000>

Asio, J. M. R., & Gadia, E. D. (2024). Predictors of student attitudes towards artificial intelligence: Implications and relevance to the higher education institutions. *International Journal of Didactical Studies*. <https://doi.org/10.33902/ijods.202427763>

Ato, M., López-García, J. J., & Benavente, A. (2013). Un sistema de clasificación de los diseños de investigación en psicología. *Anales de Psicología*, 29(3), 1038-1059.
<https://doi.org/10.6018/analesps.29.3.178511>

Aydan, S. (2025). Another Brick in the Wall to Understand the Complex Process of Self-Regulated Learning: General and Domain-Specific Features of SRL. *Education Sciences*, 15(3), 293.
<https://doi.org/10.3390/educsci15030293>

Ayllón-Salas, P., Fernández-Martín, F. D., & Arco-Tirado, J. L. (2024). Grit as a predictor of self-regulated learning in students at risk of social exclusion. *Current Psychology*, 43(15), 13365-13373. <https://doi.org/10.1007/s12144-023-05418-y>

Bandura, A. (1977). *Social learning theory*. Prentice Hall.

- Bellino, F. (2017). *How Self-Regulatory Modes And Perceived Stress Affect Academic Performance*. 26-31. <https://doi.org/10.15405/epsbs.2017.05.4>
- Bewersdorff, A., Hornberger, M., Nerdel, C., & Schiff, D. S. (2025). AI advocates and cautious critics: How AI attitudes, AI interest, use of AI, and AI literacy build university students' AI self-efficacy. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8, 100340. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100340>
- Campo-Arias, A., Oviedo, H. C., & Herazo, E. (2015). Escala de Estrés Percibido-10: Desempeño psicométrico en estudiantes de medicina de Bucaramanga, Colombia. *Revista de la Facultad de Medicina*, 62(3), 407-413. <https://doi.org/10.15446/revfacmed.v62n3.43735>
- Chávez Ventura, G. M., & Merino Soto, C. (2016). Validez estructural de la escala de autorregulación del aprendizaje para estudiantes universitarios. *Revista Digital de Investigación en Docencia Universitaria*, 65-76. <https://doi.org/10.19083/ridu.9.453>
- Chemers, M. M., Hu, L., & Garcia, B. F. (2001). Academic self-efficacy and first year college student performance and adjustment. *Journal of Educational Psychology*, 93(1), 55-64. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.93.1.55>
- Cohen, J. (2013). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (0 ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203771587>
- Cohen, S. (1986). Contrasting the Hassles Scale and the Perceived Stress Scale: Who's really measuring appraised stress? *American Psychologist*, 41(6), 716-718. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.41.6.716>
- Cohen, S., Kamarck, T., & Mermelstein, R. (1983). A Global Measure of Perceived Stress. *Journal of Health and Social Behavior*, 24(4), 385. <https://doi.org/10.2307/2136404>

- Credé, M., Tynan, M. C., & Harms, P. D. (2017). Much ado about grit: A meta-analytic synthesis of the grit literature. *Journal of Personality and Social Psychology*, 113(3), 492-511.
<https://doi.org/10.1037/pspp0000102>
- Darvishi, A., Khosravi, H., Sadiq, S., Gašević, D., & Siemens, G. (2024). Impact of AI assistance on student agency. *Computers & Education*, 210, 104967.
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104967>
- Duckworth, A. L., Peterson, C., Matthews, M. D., & Kelly, D. R. (2007). Grit: Perseverance and passion for long-term goals. *Journal of Personality and Social Psychology*, 92(6), 1087-1101.
<https://doi.org/10.1037/0022-3514.92.6.1087>
- Duckworth, A. L., & Quinn, P. D. (2009). Development and Validation of the Short Grit Scale (Grit–S). *Journal of Personality Assessment*, 91(2), 166-174.
<https://doi.org/10.1080/00223890802634290>
- Feng, X.-J., Chai, X.-H., Liu, H., Li, X.-X., Heng, C.-N., Tong, J.-H., & Zheng, W.-K. (2024). Serial multiple mediation of psychological capital and self-directed learning ability in the relationship between perceived stress and professional identity among undergraduate nursing students in China: A cross-sectional questionnaire survey. *BMC Medical Education*, 24(1), 1450. <https://doi.org/10.1186/s12909-024-06459-y>
- Gálvez Marquina, M. C., Pinto-Villar, Y. M., Mendoza Aranzamendi, J. A., & Anyosa Gutiérrez., B. J. (2024). Adaptación y validación de un instrumento para medir las actitudes de los universitarios hacia la inteligencia artificial. *Revista de Comunicación*, 23(2), 125-142.
<https://doi.org/10.26441/rc23.2-2024-3493>
- González, A., Faílde Garrido, J. M., Rodríguez Castro, Y., & Carrera Rodríguez, M. V. (2015). Class Anxiety in Secondary Education: Exploring Structural Relations with Perceived Control,

Engagement, Disaffection, and Performance. *The Spanish Journal of Psychology*, 18, E68.

<https://doi.org/10.1017/sjp.2015.70>

Grassini, S. (2023). Development and validation of the AI attitude scale (AIAS-4): A brief measure of general attitude toward artificial intelligence. *Frontiers in Psychology*, 14, 1191628.

<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1191628>

Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis:

Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A*

Multidisciplinary Journal, 6(1), 1-55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>

Huang, F., & Derakhshan, A. (2025). Learning Motivation and Digital Literacy in AI Adoption for Self-Regulated English Learning. *European Journal of Education*, 60(4), e70254.

<https://doi.org/10.1111/ejed.70254>

Jansen, R. S., Van Leeuwen, A., Janssen, J., Jak, S., & Kester, L. (2019). Self-regulated learning partially mediates the effect of self-regulated learning interventions on achievement in higher education: A meta-analysis. *Educational Research Review*, 28, 100292.

<https://doi.org/10.1016/j.edurev.2019.100292>

Ji, Y., Qiao, D., Zhang, D., & Xu, T. (2024). Is stress motivation? Effects of perceived stress on online self-directed learning of college students in China. *Education and Information*

Technologies, 29(6), 6473-6497. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12082-z>

Jin, S.-H., Im, K., Yoo, M., Roll, I., & Seo, K. (2023). Supporting students' self-regulated learning in online learning using artificial intelligence applications. *International Journal of Educational*

Technology in Higher Education, 20(1), 37. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00406-5>

- Karagiannopoulou, E., & Kamtsios, S. (2016). Multidimensionality vs. unitary of academic hardiness: An under explored issue...? *Learning and Individual Differences*, 51, 149-156.
<https://doi.org/10.1016/j.lindif.2016.08.008>
- Katsantonis, A., & Katsantonis, I. G. (2024). University Students' Attitudes toward Artificial Intelligence: An Exploratory Study of the Cognitive, Emotional, and Behavioural Dimensions of AI Attitudes. *Education Sciences*, 14(9), 988. <https://doi.org/10.3390/educsci14090988>
- Kirk-Johnson, A., Galla, B. M., & Fraundorf, S. H. (2019). Perceiving effort as poor learning: The misinterpreted-effort hypothesis of how experienced effort and perceived learning relate to study strategy choice. *Cognitive Psychology*, 115, 101237.
<https://doi.org/10.1016/j.cogpsych.2019.101237>
- Lan, M., & Zhou, X. (2025). A qualitative systematic review on AI empowered self-regulated learning in higher education. *Npj Science of Learning*, 10(1), 21.
<https://doi.org/10.1038/s41539-025-00319-0>
- Lodge, J. M., Panadero, E., Broadbent, J., & De Barba, P. G. (2018). Supporting self-regulated learning with learning analytics. En J. M. Lodge, J. C. Horvath, & L. Corrin (Eds.), *Learning Analytics in the Classroom* (1.^a ed., pp. 45-55). Routledge.
<https://doi.org/10.4324/9781351113038-4>
- Lucas, G. M., Gratch, J., Cheng, L., & Marsella, S. (2015). When the going gets tough: Grit predicts costly perseverance. *Journal of Research in Personality*, 59, 15-22.
<https://doi.org/10.1016/j.jrp.2015.08.004>
- Luo, R., & Zhou, Y. (2024). The effectiveness of self-regulated learning strategies in higher education blended learning: A five years systematic review. *Journal of Computer Assisted Learning*, 40(6), 3005-3029. <https://doi.org/10.1111/jcal.13052>

- Mazl, A., & Mazl, A. (2025). Developing self-regulated artificial intelligence learning (SRAIL) Student Attitudes Scale. *Acta Psychologica*, 258, 105227.
<https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2025.105227>
- Molenaar, I. (2022). The concept of hybrid human-AI regulation: Exemplifying how to support young learners' self-regulated learning. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100070. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100070>
- Morales-García, W. C., Sairitupa-Sanchez, L. Z., Morales-García, S. B., & Morales-García, M. (2024). Adaptation and Psychometric Properties of an Attitude toward Artificial Intelligence Scale (AIAS-4) among Peruvian Nurses. *Behavioral Sciences*, 14(6), 437.
<https://doi.org/10.3390/bs14060437>
- Nizaruddin, I. (2023). How are Critical Thinking Skills Related to Students' Self-Regulation and Independent Learning? *Pegem Journal of Education and Instruction*, 13(4).
<https://doi.org/10.47750/pegegog.13.04.10>
- Obeng, P., Srem-Sai, M., Salifu, I., Amoadu, M., Arthur, F., Agormedah, E. K., Hagan, J. E., & Schack, T. (2025). Linking students' grit and academic engagement: Mediating role of academic motivation and self-regulated learning. *British Educational Research Journal*, berj.4185. <https://doi.org/10.1002/berj.4185>
- Oliveira, L., Tavares, C., Strzelecki, A., & Silva, M. (2025). Prompting Minds: Evaluating how Students Perceive Generative AI's Critical Thinking Dispositions. *Electronic Journal of e-Learning*, 23(2), 1-18. <https://doi.org/10.34190/ejel.23.2.3986>
- Öz, E., & Şen, H. Ş. (2021). The effect of Self-regulated learning on students lifelong learning and critical thinking tendencies. *Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi*, 20(78), 934-960.

- Park, J. M., Seo, H.-J., Kim, S. M., Kang, H., & Lee, S. J. (2023). Association between COVID-19-related stress and self-directed learning ability among Korean nursing students. *Nurse Education in Practice*, 69, 103613. <https://doi.org/10.1016/j.nepr.2023.103613>
- Pintrich, P. R. (2004). A Conceptual Framework for Assessing Motivation and Self-Regulated Learning in College Students. *Educational Psychology Review*, 16(4), 385-407. <https://doi.org/10.1007/s10648-004-0006-x>
- Pizarro Romero, J. (2024). Desempeño de la IA en la búsqueda de fuentes especializadas y escritura de textos académicos. *Lengua y Sociedad*, 23(2), 911-944. <https://doi.org/10.15381/lengsoc.v23i2.27856>
- Puustinen, M., & Pulkkinen, L. (2001). Models of Self-regulated Learning: A review. *Scandinavian Journal of Educational Research*, 45(3), 269-286. <https://doi.org/10.1080/00313830120074206>
- Remor, E. (2006). Psychometric Properties of a European Spanish Version of the Perceived Stress Scale (PSS). *The Spanish Journal of Psychology*, 9(1), 86-93. <https://doi.org/10.1017/S1138741600006004>
- Reyna, C., Mola, D. J., & Correa, P. S. (2019). Escala de Estrés Percibido: Análisis psicométrico desde la TCT y la TRI. *Ansiedad y Estrés*, 25(2), 138-147. <https://doi.org/10.1016/j.anyes.2019.04.003>
- Salas-Pilco, S., Xiao, K., & Hu, X. (2022). Artificial Intelligence and Learning Analytics in Teacher Education: A Systematic Review. *Education Sciences*, 12(8), 569. <https://doi.org/10.3390/educsci12080569>

- Seban, P., & Urban, K. (2024). Examining the Utilisation of Learning Techniques and Strategies Among Pedagogy Students: Implications for Self-Regulated Learning. *Journal of Pedagogy*, 15(1), 27-49. <https://doi.org/10.2478/jped-2024-0002>
- Seo, K., Tang, J., Roll, I., Fels, S., & Yoon, D. (2021). The impact of artificial intelligence on learner–instructor interaction in online learning. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 18(1), 54. <https://doi.org/10.1186/s41239-021-00292-9>
- Shi, J., Liu, W., & Hu, K. (2025). Exploring How AI Literacy and Self-Regulated Learning Relate to Student Writing Performance and Well-Being in Generative AI-Supported Higher Education. *Behavioral Sciences*, 15(5), 705. <https://doi.org/10.3390/bs15050705>
- Sibarani, R. M., & Meilani, Y. F. C. P. (2019). Grit, Self-Regulated Learning, Self-Determination Theory and Academic Performance of Generation-Z: *Proceedings of the 2nd International Conference on Inclusive Business in the Changing World*, 5-12. <https://doi.org/10.5220/0008426900050012>
- Sui, C.-J., Yen, M.-H., & Chang, C.-Y. (2024). Investigating effects of perceived technology-enhanced environment on self-regulated learning. *Education and Information Technologies*, 29(1), 161-183. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12270-x>
- Tannoubi, A., Quansah, F., Magouri, I., Chalghaf, N., Bonsaksen, T., Srem-Sai, M., Hagan, J. E., Handrianto, C., Azaiez, F., & Bragazzi, N. L. (2023). Modelling the associations between academic engagement, study process and grit on academic achievement of physical education and sport university students. *BMC Psychology*, 11(1), 418. <https://doi.org/10.1186/s40359-023-01454-2>

- Valiente-Barroso, C., Suárez-Riveiro, J. M., & Martínez-Vicente, M. (2020). Autorregulación del aprendizaje, estrés escolar y rendimiento académico. *European Journal of Education and Psychology, 13*(2), 161. <https://doi.org/10.30552/ejep.v13i2.358>
- Vizcaino-Escobar, A. E., Céspedes-Rodríguez, H. T., Matos-Matos, A. G., & Sáez-Delgado, F. (2024). Aprendizaje autorregulado, rendimiento y estrés académico en estudiantes universitarios. *Revista Médica Electrónica, 46*.
http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S1684-18242024000100116&lng=en&nrm=i
- Williams, G. C., & Deci, E. L. (1996). Internalization of biopsychosocial values by medical students: A test of self-determination theory. *Journal of Personality and Social Psychology, 70*(4), 767-779. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.70.4.767>
- Wolters, C. A., & Hussain, M. (2015). Investigating grit and its relations with college students' self-regulated learning and academic achievement. *Metacognition and Learning, 10*(3), 293-311. <https://doi.org/10.1007/s11409-014-9128-9>
- Won, S., Wolters, C. A., Brady, A. C., & Hensley, L. C. (2025a). Grit and self-regulated learning: Evaluating achievement goals as mediators. *Social Psychology of Education, 28*(1), 57. <https://doi.org/10.1007/s11218-024-09993-1>
- Won, S., Wolters, C. A., Brady, A. C., & Hensley, L. C. (2025b). Grit and self-regulated learning: Evaluating achievement goals as mediators. *Social Psychology of Education, 28*(1), 57. <https://doi.org/10.1007/s11218-024-09993-1>
- Wrosch, C., Scheier, M. F., Miller, G. E., Schulz, R., & Carver, C. S. (2003). Adaptive Self-Regulation of Unattainable Goals: Goal Disengagement, Goal Reengagement, and Subjective

Well-Being. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 29(12), 1494-1508.

<https://doi.org/10.1177/0146167203256921>

Yang, D., Zheng, W., Li, N., Wang, X., Chen, W., Liu, Z., Fang, J., Wen, H., Feng, X., Heng, C., Zhang, Q., Wang, M., & Yan, Y. (2024). The mediating role of psychological capital on the relationship between perceived stress and self-directed learning ability in nursing students. *BMC Nursing*, 23(1), 404. <https://doi.org/10.1186/s12912-024-02094-6>

Yupanqui-Lorenzo, D. E., Becerra-Herrera, W. A., Diaz-Leon, I., Cardoza Sernaqué, M. A., & Olivera-Carhuaz, E. S. (2024). Spanish Version of the Short Grit Scale (Grit-S): New evidence based on CFA and MIRT models in Peruvian University Students. *Revista Fuentes*, 1(26), 109-119. <https://doi.org/10.12795/revistafuentes.2024.23182>

Zhai, C., Wibowo, S., & Li, L. D. (2024). The effects of over-reliance on AI dialogue systems on students' cognitive abilities: A systematic review. *Smart Learning Environments*, 11(1), 28. <https://doi.org/10.1186/s40561-024-00316-7>

Zhang, A., Xiong, S., Peng, Y., Zeng, Y., Zeng, C., Yang, Y., & Zhang, B. (2022). Perceived stress and mobile phone addiction among college students: The roles of self-control and security. *Frontiers in Psychiatry*, 13, 1005062. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2022.1005062>

Zhang, S., Rehman, S., Zhao, Y., Rehman, E., & Yaqoob, B. (2024). Exploring the interplay of academic stress, motivation, emotional intelligence, and mindfulness in higher education: A longitudinal cross-lagged panel model approach. *BMC Psychology*, 12(1), 732. <https://doi.org/10.1186/s40359-024-02284-6>

Zhao, X., Zheng, W.-K., Wang, X.-H., Fang, J., Chen, W.-J., Li, N., Wen, H.-T., Feng, X.-J., Wang, M.-F., Heng, C.-N., & Cao, W.-N. (2024). Influence of perceived stress on professional identity among nursing students: A chain mediating role of self-control and self-directed

learning ability. *Frontiers in Medicine*, 11, 1429014.

<https://doi.org/10.3389/fmed.2024.1429014>