

Impacto de la inteligencia artificial generativa en las habilidades duras y blandas de estudiantes universitarios

Luis Enrique Valdez Juárez¹, Elva Alicia Ramos Escobar², José Alonso Ruiz Zamora³

<https://doi.org/10.6084/m9.figshare.30891092>

Resumen

El estudio cuantitativo analiza una muestra de 454 estudiantes del Instituto Tecnológico de Sonora, Campus Guaymas, con el objetivo principal de analizar el efecto del uso de la inteligencia artificial generativa en el desarrollo de habilidades duras y blandas en estudiantes universitarios, considerando el efecto moderador del uso de IA por parte de los docentes en el proceso formativo. Además de determinar el efecto moderador de la docencia basada en IA generativa sobre la relación entre habilidades duras y blandas. La recolección de datos se llevó a cabo en el periodo de septiembre a octubre del 2024, mediante una encuesta online vía Google Forms, dirigidas a los estudiantes. Las preguntas están construidas en una escala tipo Likert, la cual mide las respuestas en siete niveles y/o puntos. La técnica estadística utilizada para el análisis de los datos fue con el método SEM (System Equation Model) a través de la técnica Partial Least Square (PLS-SEM) con apoyo del software SmartPLS versión 4. Los resultados validan empíricamente que el uso de IA generativa en la docencia tiene un efecto directo y positivo sobre el desarrollo tanto de habilidades técnicas como socioemocionales. Sin embargo, queda de manifiesto que la variable docencia con IA no actúa como moderador estadísticamente significativo entre las habilidades duras y blandas. Estos estudios contribuyen al desarrollo de la teoría del aprendizaje experiencial y el modelo TPCK.

Palabras clave: Estudiantes universitarios, Habilidades blandas, Habilidades duras, Inteligencia Artificial

Abstract

This quantitative study analyzes a sample of 454 students from the Instituto Tecnológico de Sonora, Guaymas Campus, with the main objective of analyzing the effect of the use of generative artificial intelligence on the development of hard and soft skills in university students, considering the moderating effect of the use of AI by teachers in the training process. It also determines the moderating effect of generative AI-based teaching on the relationship between hard and soft skills. Data collection took place from September to October 2024, through an online survey via Google Forms, addressed to students. The questions are constructed on a Likert-type scale, which measures responses in seven levels and/or points. The statistical technique used for data analysis was the SEM (System Equation Model) method using the Partial Least Square (PLS-SEM) technique, supported by SmartPLS version 4 software. The results empirically validate that the use of generative AI in teaching has a direct and positive effect on the development of both technical and socio-emotional skills. However, it is clear that the variable "teaching with AI" does not act as a statistically significant moderator between hard and soft skills. These studies contribute to the development of experiential learning theory and the TPCK model.

Keywords: Keywords: College Students, Soft Skills, Hard Skills, Artificial Intelligence.

¹ Instituto Tecnológico de Sonora, lervaldez@itson.edu.mx, <https://orcid.org/0000-0002-3754-4349>

² Instituto Tecnológico de Sonora, elba.ramos@itson.edu.mx, <https://orcid.org/0000-0001-8912-8964>

³ Instituto Tecnológico de Sonora, jose.ruiz@itson.edu.mx, <https://orcid.org/0000-0002-7707-6957>

Introducción

Antecedentes

En la última década, la irrupción de la Inteligencia Artificial (IA) generativa ha transformado el entorno educativo (Bahroun et al., 2023), permitiendo la automatización, personalización e innovación de los procesos de enseñanza – aprendizaje (Mohamed et al., 2025), especialmente visibles en la educación superior (Batista et al., 2024). Plataformas tecnológicas como ChatGPT, Bard, Copilot, Gemini o Perplexity han emergido como herramientas de apoyo permitiendo desde la generación de textos académicos, la traducción automática y el análisis de datos (Breznau & Nguyen, 2025), hasta la mejora en la planificación y evaluación del aprendizaje (Hendriksen, 2025). Reconfigurando no solo las metodologías de enseñanza (Singh, 2023), sino planteando interrogantes sobre el desarrollo tanto de habilidades técnicas como habilidades sociales y cognitivas en los estudiantes universitarios (Dolev & Itzkovich, 2020; Hasan, Saima Nasreen, et al., 2025).

La literatura ha señalado que las habilidades duras y las habilidades blandas, son fundamentales para el éxito profesional en la era digital (Varenyk & Piskova, 2024). Demostrando estudios ser un catalizador mediante el acceso automatizado a información, la co-creación de contenidos y la mejora de procesos metacognitivos (Deroncele-Acosta et al., 2025; Nykyporets, 2025). Sin embargo, aún es incipiente la evidencia empírica sobre cómo la Inteligencia artificial generativa incide diferencialmente en estos tipos de habilidades dentro del contexto universitario (Wong, 2024), y cómo la docencia puede jugar un papel clave en el proceso (Cabellos et al., 2024; Sămărescu et al., 2024).

No obstante, el impacto de la IA generativa no depende únicamente del acceso a la tecnología, sino de su integración pedagógica efectiva (Nguyen, 2025). Siendo crítico el rol del docente para guiar, supervisar y fomentar el uso ético, reflexivo y formativo de estas herramientas (Khlaif et al., 2024). Estudios recientes destacan que la interacción entre el uso de la IA generativa y la práctica docente genera una relación sinérgica más rica para la construcción del conocimiento (Chen et al., 2023). Facilitando el desarrollo técnico como las competencias transversales (Rebelo, 2025). Planteándose la necesidad de considerar la IA en la docencia como variable que influye en la relación entre las habilidades duras y blandas adquiridas por los estudiantes universitarios (Vieilandie et al., 2024; Zogopoulos et al., 2025).

Planteamiento del problema

A pesar del creciente uso de herramientas de IA generativa en las universidades (Moorhouse et al., 2023), especialmente impulsado por la pandemia de COVID-19 y la digitalización forzada de los procesos educativos (Bui et al., 2024), surge la necesidad de comprender de manera empírica si este tipo de inteligencia artificial está verdaderamente impactando en la formación profesional de los estudiantes universitarios (Tran et al., 2025). Además, de identificar si el papel que desempeña el docente como facilitador del uso de las nuevas tecnologías, impacta en el desarrollo de las habilidades duras y blandas (Zhai, 2024).

Pese a investigaciones que han abordado el uso de IA en entornos universitarios, existe un vacío importante en la literatura respecto a su impacto diferenciado sobre habilidades duras y blandas (Korchak et al., 2025). Además, de no considerar estudios el rol del docente como variable crítica en esta interacción (Huang, 2021). En este sentido, surgen los siguientes cuestionamientos: 1.- ¿De qué manera el uso de la inteligencia artificial generativa influye en el desarrollo de habilidades duras en los estudiantes universitarios?, 2.- ¿Cómo incide la inteligencia artificial generativa en el fortalecimiento de habilidades blandas?, 3.- ¿Existe una relación entre las habilidades duras y blandas mediada por el uso de la IA? y 4.- ¿Actúa el uso de la IA generativa en la docencia como una variable moderadora la relación entre las habilidades duras y blandas?

Objetivo

El objetivo principal consiste en analizar el efecto del uso de la inteligencia artificial generativa en el desarrollo de habilidades duras y blandas en estudiantes universitarios, considerando el efecto moderador del uso de IA por parte de los docentes en el proceso formativo. Teniendo como objetivos específicos: 1.- Evaluar el grado de uso de herramientas de IA generativa en la formación de habilidades duras por parte de los estudiantes universitarios, 2.- Identificar la influencia del uso de IA en el desarrollo de habilidades blandas de los estudiantes universitarios y 3.- Determinar el efecto moderador de la docencia basada en IA generativa sobre la relación entre habilidades duras y blandas.

Hipótesis

De acuerdo a la información del contexto anterior se han desarrollado los siguientes planteamientos hipotéticos:

H₁: El uso de IA generativa en la docencia influye positivamente en el desarrollo de habilidades duras en los estudiantes universitarios.

H₂: El uso de IA generativa en la docencia influye positivamente en el desarrollo de habilidades blandas en los estudiantes universitarios.

H₃: Las habilidades duras mediadas por IA tienen un efecto positivo en el desarrollo de habilidades blandas.

H₄. La IA generativa en la docencia, modera la relación de las habilidades duras y habilidades blandas de los estudiantes universitarios.

Justificación y relevancia de la investigación

En la actualidad, el entorno educativo universitario se encuentra inmerso en una transformación digital acelerada (Rof et al., 2022). Catalizada por la incorporación de tecnologías emergentes, particularmente la Inteligencia Artificial generativa, en los procesos de enseñanza-aprendizaje (Nikolopoulou, 2025). Evidenciado la necesidad de redefinir las estrategias didácticas y las competencias que deben desarrollarse en los estudiantes (Kurtz et al., 2024).

La formación profesional en la era de la inteligencia artificial exige una mirada crítica sobre los modelos pedagógicos actuales (Çela et al., 2025; Mandal, 2024).

Comprender cómo se integran tecnologías emergentes como la IA generativa en el aula universitaria es fundamental para mejorar la calidad educativa, fortalecer el perfil de egreso y promover la inserción laboral en entornos altamente automatizados (AlAli & Wardat, 2024). Siendo clave explorar el papel del docente como moderador es clave para diseñar estrategias formativas basadas en la ética, la inclusión y la competencia digital docente (Falloon, 2020).

Desde esta perspectiva, el presente estudio contribuye a la comprensión del rol moderador de la docencia asistida por IA como un elemento clave que puede amplificar o modular los efectos del uso de la IA generativa en la formación de competencias (Tang et al., 2025; Wu et al., 2024). Permitiendo evaluar si el involucramiento pedagógico del docente en el uso y fomento de la IA potencia el aprendizaje significativo y favorece el desarrollo transversal de habilidades (Okada et al., 2025). Contribuyendo en la literatura académica sobre la forma en que la IA, cuando es incorporada activamente por los

docentes, contribuye a un ecosistema educativo más adaptativo, personalizado e inclusivo (Osipovskaya et al., 2024).

Fundamentación teórica

La incorporación de la inteligencia artificial generativa en la educación superior ha representado una disrupción que redefine los procesos formativos tradicionales (Hutson et al., 2022). Herramientas como ChatGPT, Copilot, Gemini o Claude son utilizadas como recursos de apoyo académico por estudiantes y docentes (Mavrych et al., 2025), permitiendo optimizar tareas como redacción, síntesis, traducción, análisis de datos o elaboración de presentaciones (Murray, 2024). Desde una perspectiva teórica, el modelo TPCK (Conocimiento Tecnológico Pedagógico del Contenido) de Mishra & Koehler (2006) establece que para que la tecnología contribuya efectivamente al aprendizaje, debe articularse con el conocimiento pedagógico y disciplinar del docente. Estudios han demostrado que la presencia de la IA generativa en la docencia no solo implica el uso instrumental de herramientas (Baskara, 2024), sino una resignificación de la enseñanza universitaria donde el conocimiento se construye de forma colaborativa entre humanos y sistemas inteligentes (Liu et al., 2024).

Desde el enfoque de la Teoría del Aprendizaje Experiencial de Kolb (2014), el desarrollo de las habilidades duras desde el contexto educativo constituye un elemento crítico en la formación profesional universitaria. Investigaciones realizadas afirman que la integración de la IA generativa permite el aprendizaje activo, al potenciar la participación activa en los procesos de resolución de problemas, reflexión y aplicación del conocimiento en contextos reales y simulados (Pahi et al., 2024). Otras investigaciones recientes señalan que la inclusión de la IA en tareas académicas mejora el rendimiento, la retención de conocimiento y la motivación de los estudiantes (Pertiwi et al., 2024). En el mismo sentido, las habilidades blandas se han convertido en un eje central para la empleabilidad en la sociedad digital (Fajaryati & Akhyar, 2020). El modelo de Competencias Transversales de la UNESCO (Okada et al., 2025), propone que la educación superior debe fomentar no solo capacidades técnicas, sino también habilidades socioemocionales, digitales y cognitivas para una ciudadanía global y resiliente. Estudios realizados afirman la IA generativa, facilita espacios de colaboración virtual, simulación de diálogo, escritura creativa y planificación de proyectos (Ruiz-Rojas et al., 2024). Similares a los hallazgos obtenidos

donde afirman que favorece a una mejor organización del tiempo y estimula la creatividad, al proporcionar múltiples perspectivas sobre un mismo tema (Rajendran, 2023).

La literatura ha evidenciado la existencia de una interdependencia funcional entre las habilidades duras y blandas (Lamri & Lubart, 2023). Estudios han demostrado que los estudiantes que adquieren competencias técnicas mediante IA tienden a mejorar su capacidad de comunicar resultados, liderar proyectos o colaborar efectivamente (Hasan, Nasreen, et al., 2025). Creando en su conjunto con la docencia basada en la IA generativa, escenarios óptimos para diseñar experiencias de aprendizajes significativas (Binhammad et al., 2024).

Descripción del método

El presente estudio es una investigación del tipo cuantitativo y explicativo, puesto que utiliza la recolección de datos para comprobar hipótesis con base en la medición numérica y el análisis estadístico, con el fin establecer pautas de comportamiento y probar teorías (Hair et al., 2017).

La recolección de datos se llevó a cabo mediante una encuesta online vía Google Forms. Las preguntas están construidas en una escala tipo Likert, la cual mide las respuestas en siete niveles y/o puntos como se muestra a continuación: (1) No concuerda con la realidad, (2) Concuerda mínimamente con la realidad, (3) Concuerda poco con la realidad, (4) Concuerda medianamente con la realidad, (5) Concuerda mucho con la realidad, (6) Concuerda mayormente con la realidad y por último (7) Concuerda totalmente con la realidad, con el objetivo de poder analizar los datos recolectados y así probar las hipótesis mediante un análisis estadístico que permita medir con mayor precisión las variables del modelo de investigación: 1) Docencia, Habilidades duras y 3) habilidades blandas.

El instrumento diseñado para esta investigación fue dirigido a los estudiantes de ITSON Campus Guaymas, de los programas educativos de: 1) Licenciatura en Administración, 2) Licenciatura en Administración de Empresas Turísticas, 3) Licenciatura en Ciencias de la Educación, 4) Licenciatura en Contaduría Pública, 5) Licenciatura en Derecho, 6) Licenciatura en Economía y Finanzas, 7) Licenciatura en Gastronomía, 8) Licenciatura en Mercadotecnia y 9) Licenciatura en Psicología, durante el periodo de septiembre – octubre 2024.

El estudio está fundamentado en una muestra de 454 estudiantes del ITSON Campus Guaymas. Para determinar el tamaño preciso de la muestra se ha utilizado la fórmula para poblaciones menores a 500 mil sujetos. El nivel de confianza utilizado para determinar la muestra fue del 95% y un margen de error de 5%, con una probabilidad a favor del 50% y en contra de 50%. Las principales características de los sujetos de este estudio son las siguientes: el 62.1% son del género femenino y el 37.9% pertenecen al género masculino; el 45.8% pertenecen a estudiantes que se encuentran cursando el primer semestre, el 24.0% a estudiantes del tercer semestre, mientras que el 17.6% a estudiantes del quinto semestre y solamente el 12.6% a estudiantes del séptimo semestre. Además, el 9.9% ha laborado o labora en empresa que den preferencia al uso de tecnologías de IA para optimizar proceso y el 9.5% ha cursado de manera complementaria cursos y/o talleres para el uso de IAs.

Medición de las variables

Para recolectar los datos y la realización de una medición correcta de los constructos se diseñó un cuestionario semiestructurado con opciones de respuestas de cada uno de los indicadores que conforman el modelo de investigación. Para su validación se realizó una exhaustiva revisión de la literatura y se aplicó el método Delphi (revisión de expertos), equipo conformado por profesores investigadores que pertenecen a la red CUMEX y que colaboran en diferentes universidades ubicadas geográficamente en México. De acuerdo con las recomendaciones de Hair et al. (2010), las preguntas se encuentran redactadas de forma de afirmación y fueron medidas mediante la escala de tipo Likert de 7 puntos que van desde 1) No concuerda con la realidad a 7) Concuerda totalmente con la realidad.

Con respecto al análisis estadístico, los constructos fueron medidos a través de la modalización de primer orden como variables de tipo reflectivo en modo A. De acuerdo con la naturaleza y las características propias de las variables y sus indicadores en estudio, se utiliza la técnica estadística multivariante a través del método de mínimos cuadros ordinales con soporte en el modelado de sistema de ecuaciones estructurales conocida por sus siglas en inglés como SEM (System Equation Model) con la técnica Partial Least Square (PLS-SEM) con apoyo del software SmartPLS versión 4. La medición teórica de los constructos se fundamentan en el modelo de , el modelo TPCK de Mishra & Koehler (2006); además de considerar la Teoría del Aprendizaje Experiencial de Kolb (2014) y

modelo de Competencias Transversales de la UNESCO (Okada et al., 2025). Además, se miden las variables desde la perspectiva estadística, las cuales se describen a continuación: *Docencia*. Este constructo fue medido de forma unidimensional (primer orden de tipo reflectivo). Esta variable fue medida con 6 preguntas.

Los parámetros de consistencia interna se integran por: 1) las cargas factoriales (0.782, 0.866, 0.890, 0.898, 0.885 y 0.856); 2) fiabilidad compuesta rho_a (0.934), rho_c (0.946); 3) alfa de Cronbach's (0.932); y 4) varianza media extraída (0.746). *Habilidades Duras*. Este constructo fue medido de forma unidimensional (primer orden de tipo reflectivo). Esta variable fue medida con 4 preguntas. Los parámetros de consistencia interna se integran por: 1) las cargas factoriales (0.847, 0.865, 0.838 y 0.706); 2) fiabilidad compuesta rho_a (0.836), rho_c (0.888); 3) alfa de Cronbach's (0.830); y 4) varianza media extraída (0.666). *Habilidades Blandas*. Este constructo fue medido de forma unidimensional (primer orden de tipo reflectivo). Esta variable fue medida con 4 preguntas. Los parámetros de consistencia interna se integran por: 1) las cargas factoriales (0.837, 0.875, 0.880 y 0.863); 2) fiabilidad compuesta rho_a (0.888), rho_c (0.922); 3) alfa de Cronbach's (0.887); y 4) varianza media extraída (0.746).

Resultados y discusión

Modelo de medida. Para comprobar la fiabilidad y validez de los constructos se analizaron los siguientes indicadores: alfa de Cronbach's (AC), la fiabilidad compuesta a través del parámetro de rho_a_c, la validez convergente y la validez discriminante. Los indicadores de confiabilidad todos los valores del modelo están muy cercanos y por encima del valor de 0.8, tal y como lo recomienda Hair et al. (2019). Además, también se observa que la validez convergente mediante el análisis de la varianza media extraída en todos los constructos supera el valor de .5 o del 50% (Hair et al., 2019), ver Tabla 1.

Tabla 1. Consistencia interna de los constructos

Constructos	Alfa de Cronbach	Fiabilidad compuesta (rho_a)	Fiabilidad compuesta (rho_c)	Varianza extraída media (AVE)
01 Docencia	0.932	0.934	0.946	0.746
_02 Habilidades Duras	0.830	0.836	0.888	0.666
_03 Habilidades Blandas	0.887	0.888	0.922	0.746

Fuente: Elaboración propia

También, se probó la validez discriminante de los diferentes constructos del modelo teórico mediante el análisis de la raíz cuadrada del AVE. Los resultados (diagonal) del AVE vertical y horizontal están por debajo de la correlación entre los constructos, esta prueba fue realizada bajo las recomendaciones de Fornell & Larcker (1981). Los resultados muestran una correcta fiabilidad de los constructos del modelo (ver Tabla 2).

Tabla 2. Validez discriminante criterio de Fornell & Larcker

Constructos	01_Docencia	-02 Habilidades Duras	03 Habilidades Blandas
01_Docencia	0.864		
02 Habilidades Duras	0.391	0.816	
03 Habilidades Blandas	0.415	0.613	0.864

Fuente: Elaboración propia

Modelo estructural. La técnica estadística de ecuaciones estructurales basada en la varianza se utilizó para comprobar las hipótesis planteadas en esta investigación a través de PLS-SEM. El uso de esta técnica es apropiada en la investigación predictiva, explicativa y confirmatoria (Henseler et al., 2016). En la Tabla 3, se muestran los resultados del coeficiente path β , el grado de significancia (p valor), la desviación estándar (SD), la distribución de los valores utilizando la t de Student, el valor de f^2 y el valor del porcentaje de la varianza explicada. Para la comprobación de las hipótesis, se utilizó el procedimiento de bootstrapping con 5.000 submuestras como lo recomienda Chin (1998). Los resultados demuestran soporte empírico significativo y positivo para todas las hipótesis (H1, H2 y H3), con ello se comprueba que la docencia basa en herramientas de IA generativa incluye en el desarrollo de las habilidades duras y blandas de los estudiantes universitarios.

Tabla 3. Resultado de las hipótesis del modelo

Hipótesis	Coeficiente Path	Valor t	DS	P valor	f^2	Resultado
H1: Docencia-> Habilidades Duras	0.391***	8.825	0.044	0.000	0.180	Con soporte
H2: Docencia -> Habilidades Blandas	0.213***	4.709	0.045	0.000	0.061	Con soporte
H3: Habilidades Duras -> Habilidades Blandas	0.530***	12.506	0.042	0.000	0.404	Con soporte

Fuente: Elaboración propia. Nota: n = 5000 submuestras: *** p < 0.001, ** p < 0.01 (t student de 1 cola), t (0.05; 4999) = 1645; t (0.01; 4999) = 2327; t (0.001; 4999) = 3092.

En este estudio se evaluó la calidad, la relevancia predictiva y el ajuste global del modelo teórico, para ello se analizaron los valores sobresalientes de los coeficientes path:

Beta=(0.391***), Beta=(0.213***) y Beta=(0.530***), también se analizaron los resultados de la R² ajustada de los constructos endógenos: Habilidades Duras= 0.151*** y Habilidades Baldas= 0.409***. Además, se ha evaluado el valor del residuo cuadrático medio estandarizado (SRMR) este parámetro debe de ser <0.10, el resultado del ajuste de este modelo es 0.057 y un valor del índice de ajuste normalizado (NFI) de 0.886. Cuanto más cercano a 1 sea el NFI, mejor será el ajuste. Los valores NFI superiores a 0.9 o cercanos 0.8 suelen representar un ajuste aceptable (Hu & Bentler, 1999; Lohmöller, 1989). La Tabla 4, muestra los resultados del efecto moderador de la variable Docencia sobre las Habilidades Duras y las Habilidades Blandas.

Tabla 4. Resultado de las hipótesis del modelo

Hipótesis	Coeficiente Path	DS	Estadísticos t	Valores p
H1: Docencia-> Habilidades Duras	0.391	0.044	8.825	0.000
H2: Docencia > Habilidades Blandas	0.213	0.045	4.709	0.000
H3: Habilidades Duras -> Habilidades Blandas	0.530	0.042	12.506	0.000
H4: Docencia x Habilidades Duras -> Habilidades Blandas	-0.017	0.038	0.458	0.647

Fuente: Elaboración propia. Nota: n = 5000 submuestras: *** p < 0.001, ** p < 0.01 (t student de 1 cola), t (0.05; 4999) = 1645; t (0.01; 4999) = 2327; t (0.001; 4999) = 3092.

En la Tabla 4 se muestran los resultados del análisis del efecto moderador de la variable Docencia x Habilidades Duras sobre el desarrollo de Habilidades Blandas en el modelo propuesto. Los hallazgos evidencian que el término de interacción presenta un coeficiente negativo no significativo ($\beta = -0.017$), lo cual indica que la docencia no modera significativamente la relación entre las habilidades duras y las habilidades blandas de los estudiantes universitarios.

Por otro lado, se observa que el efecto simple de las Habilidades Duras (HD) sobre las Habilidades Blandas (HB) es de 0.530, lo cual representa una relación directa, positiva y significativa. Así, en niveles promedio de docencia, el impacto de las habilidades duras sobre las blandas es fuerte y evidente. Para niveles altos de docencia, la relación entre HD y HB se reduce ligeramente como consecuencia del coeficiente negativo de interacción ($0.530 - 0.017 = 0.513$). En cambio, para niveles bajos de, el efecto de las habilidades duras sobre las blandas aumentaría levemente ($0.530 + 0.017 = 0.547$), sugiriendo un posible incremento marginal en dicha relación, sin alcanzar significancia estadística.

Conclusiones

Los hallazgos empíricos obtenidos en el presente estudio permiten concluir que la inteligencia artificial (IA) generativa representa un recurso pedagógico con efectos significativos y positivos en la formación universitaria, particularmente en el desarrollo de habilidades duras y habilidades blandas en línea con la Teoría del Aprendizaje Experiencial (Kolb, 2014) y el modelo TPCK (Mishra & Koehler, 2006), se confirma que el uso activo y reflexivo de tecnologías basadas en IA por parte del cuerpo docente tiene el potencial de enriquecer los procesos de enseñanza-aprendizaje, facilitando experiencias formativas más significativas, colaborativas y adaptativas.

Los resultados obtenidos validan empíricamente las hipótesis H1, H2 y H3, evidenciando que el uso de IA generativa en la docencia tiene un efecto directo y positivo sobre el desarrollo tanto de habilidades técnicas como socioemocionales. Asimismo, se confirma que las habilidades duras adquiridas mediante el acompañamiento de herramientas de IA tienen un impacto importante en la consolidación de las habilidades blandas, estableciendo una interdependencia funcional entre ambos tipos de competencias. Sin embargo, respecto a la hipótesis H4, se concluye que la variable "docencia con IA" no actúa como moderador estadísticamente significativo entre las habilidades duras y blandas, aunque su influencia cualitativa merece ser explorada en estudios posteriores.

Desde una perspectiva práctica, los resultados refuerzan la necesidad de continuar incorporando estrategias de enseñanza basadas en IA generativa, no como sustituto del docente, sino como catalizador de su labor pedagógica. El desarrollo de habilidades para la empleabilidad en entornos digitales y automatizados exige que las instituciones de educación superior capaciten a su planta docente en competencias digitales, ética tecnológica y diseño instruccional apoyado por IA, promoviendo una enseñanza centrada en el estudiante y orientada al aprendizaje activo.

De manera complementaria, el presente estudio contribuye a la literatura sobre tecnologías emergentes en educación al ofrecer evidencia de cómo el uso instruccional de la IA generativa fortalece el perfil de egreso de los estudiantes, mejora la articulación entre saberes técnicos y habilidades blandas, y favorece el aprendizaje autónomo, crítico y colaborativo. Así, se aporta a la comprensión del papel que desempeñan las tecnologías

inteligentes en la construcción de un ecosistema universitario más inclusivo, personalizado y competente para los desafíos del siglo XXI.

No obstante, se reconocen ciertas limitaciones metodológicas que abren nuevas líneas para futuras investigaciones: 1) la muestra se limita a un solo campus universitario del sur de Sonora; 2) la información recabada se basa en autopercepción de los estudiantes, lo cual introduce sesgos de subjetividad; y 3) si bien se aplicaron análisis estadísticos robustos, es posible complementarlos con técnicas mixtas que incluyan observación o estudios longitudinales para medir la progresión de las competencias a lo largo del tiempo.

Finalmente, se sugiere que futuras investigaciones incluyan variables contextuales como el tipo de carrera, el nivel de dominio tecnológico, o la experiencia previa con IA, además de explorar el rol moderador de otras figuras educativas (tutores, pares, asesores) y la influencia de plataformas específicas de IA. Permitiendo ampliar el conocimiento sobre la integración pedagógica de la inteligencia artificial generativa y su verdadero impacto en la formación de profesionales competentes, resilientes y éticamente responsables.

Referencias bibliográficas

- AlAli, R., & Wardat, Y. (2024). Opportunities and challenges of integrating generative artificial intelligence in education. *International Journal of Religion*, 5(7), 784–793.
- Bahroun, Z., Anane, C., Ahmed, V., & Zacca, A. (2023). Transforming Education: A Comprehensive Review of Generative Artificial Intelligence in Educational Settings through Bibliometric and Content Analysis. *Sustainability (Switzerland)*, 15(17). <https://doi.org/10.3390/su151712983>
- Baskara, F. R. (2024). From AI to we: Harnessing generative AI tools to cultivate collaborative learning ecosystems in universities. *Proceeding International Conference on Learning Community (ICLC)*, 1(1).
- Batista, J., Mesquita, A., & Carnaz, G. (2024). Generative AI and Higher Education: Trends, Challenges, and Future Directions from a Systematic Literature Review. *Information (Switzerland)*, 15(11). <https://doi.org/10.3390/info15110676>
- Binhammad, M. H. Y., Othman, A., Abuljadayel, L., Al Mheiri, H., Alkaabi, M., & Almarri, M. (2024). Investigating how generative AI can create personalized learning materials tailored to individual student needs. *Creative Education*, 15(7), 1499–1523.
- Breznau, N., & Nguyen, H. H. V. (2025). An Introduction to Generative Artificial Intelligence for Academics. *F1000Research*, 14, 655. <https://doi.org/10.12688/f1000research.166513.1>
- Bui, N. T. A., Nguyen, L., Nguyen, N. D. K., & Hoang, C. C. (2024). Generative AI-driven Digital Transformation in Education: Systematic Review and Future Research Directions. *2024 International Conference on Logistics and Industrial Engineering (ICLIE)*, 1–6.
- Cabellos, B., De Aldama, C., & Pozo, J.-I. (2024). University teachers' beliefs about the use of

- generative artificial intelligence for teaching and learning. *Frontiers in Psychology*, 15, 1468900.
- Çela, E., Vajjhala, N. R., Eappen, P., & Vedishchev, A. (2025). Artificial Intelligence in Vocational Education and Training. In *Transforming Vocational Education and Training Using AI* (pp. 1–16). IGI Global Scientific Publishing.
- Chen, B., Zhu, X., & Díaz del Castillo H., F. (2023). Integrating generative AI in knowledge building. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 5(November), 100184. <https://doi.org/10.1016/j.caai.2023.100184>
- Chin, W. W. (1998). Issues and Opinion on Structural Equation Modeling. *MIS Quarterly*, 22(1), 1. <https://doi.org/Editorial>
- Deroncele-Acosta, A., Sayán-Rivera, R. M. E., Mendoza-López, A. D., & Norabuena-Figueroa, E. D. (2025). Generative Artificial Intelligence and Transversal Competencies in Higher Education: A Systematic Review. *Applied System Innovation*, 8(3), 1–27. <https://doi.org/10.3390/asi8030083>
- Dolev, N., & Itzkovich, Y. (2020). In the ai era soft skills are the new hard skills. *Artificial Intelligence and Its Impact on Business*, 55.
- Fajaryati, N., & Akhyar, M. (2020). The employability skills needed to face the demands of work in the future: Systematic literature reviews. *Open Engineering*, 10(1), 595–603.
- Falloon, G. (2020). From digital literacy to digital competence: the teacher digital competency (TDC) framework. *Educational Technology Research and Development*, 68(5), 2449–2472.
- Fornell, C. & Larcker, D. (1981). “Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error.” *Journal of Marketing Research*, 18, 39–50.
- Hair, Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. (2010). *Multivariate Data Analysis*. Pearson.
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. In *European Business Review* (Vol. 31, Issue 1, pp. 2–24). Emerald Group Publishing Ltd. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- Hasan, S., Nasreen, S., & Rasul, S. S. U. (2025). LEVERAGING ARTIFICIAL INTELLIGENCE (AI) IN HIGHER EDUCATION: FOSTERING SOFT SKILLS COMMUNICATION, COLLABORATION, CREATIVITY AND CRITICAL THINKING AMONG UNIVERSITY STUDENTS. *Insights-Journal of Life and Social Sciences*, 3(2), 1–7.
- Hasan, S., Saima Nasreen, & Sahibzada Shamim Ur Rasul. (2025). Leveraging Artificial Intelligence (Ai) in Higher Education: Fostering Soft Skills Communication, Collaboration, Creativity and Critical Thinking Among University Students. *Insights-Journal of Life and Social Sciences*, 3(2), 1–7. <https://doi.org/10.71000/c42srm97>
- Hendriksen, C. (2025). Student learning in the age of AI: principles and practices for using AI in higher education. In *Generative AI in Higher Education* (pp. 59–72). Edward Elgar Publishing.
- Henseler, J., Hubona, G., & Ray, P. A. (2016). Using PLS path modeling in new technology research: updated guidelines. *Industrial Management & Data Systems*, 116(1), 2–20. <https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2015-0382>

- 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, X. (2021). Aims for cultivating students' key competencies based on artificial intelligence education in China. *Education and Information Technologies*, 26(5), 5127–5147.
- Hutson, J., Jeevanjee, T., Graaf, V., Vander, Lively, J., Weber, J., Weir, G., Arnone, K., Carnes, G., Vosevich, K., Plate, D., Leary, M., & Edele, S. (2022). Artificial Intelligence and the Disruption of Higher Education: Strategies for Integrations across Disciplines. *Creative Education*, 13(12), 3953–3980. <https://doi.org/10.4236/ce.2022.1312253>
- Khlaif, Z. N., Ayyoub, A., Hamamra, B., Bensalem, E., Mitwally, M. A. A., Ayyoub, A., Hattab, M. K., & Shadid, F. (2024). University teachers' views on the adoption and integration of generative AI tools for student assessment in higher education. *Education Sciences*, 14(10), 1090.
- Kolb, D. A. (2014). *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*. FT press.
- Korchak, A. E., Patarakin, Y. D., & Costley, J. (2025). Exploring the use of generative artificial intelligence by university students: a systematic literature review. *Вестник Российской Университета Дружбы Народов. Серия: Информатизация Образования*, 22(1), 37–57.
- Kurtz, G., Amzalag, M., Shaked, N., Zaguri, Y., Kohen-Vacs, D., Gal, E., Zailer, G., & Barak-Medina, E. (2024). Strategies for integrating generative AI into higher education: Navigating challenges and leveraging opportunities. *Education Sciences*, 14(5), 503.
- Lamri, J., & Lubart, T. (2023). Reconciling Hard Skills and Soft Skills in a Common Framework: The Generic Skills Component Approach. *Journal of Intelligence*, 11(6). <https://doi.org/10.3390/jintelligence11060107>
- Liu, J., Li, S., & Dong, Q. (2024). Collaboration with generative artificial intelligence: An exploratory study based on learning analytics. *Journal of Educational Computing Research*, 62(5), 1014–1046.
- Lohmöller, J.-B. (1989). Predictive vs. Structural Modeling: PLS vs. ML. *Latent Variable Path Modeling with Partial Least Squares*, 199–226. https://doi.org/10.1007/978-3-642-52512-4_5
- Mandal, P. (2024). Artificial Intelligence and Future of Education: An analytical study in the lens of vocational development. *International Journal of Multidisciplinary Educational Research (IJMER)*, 13(3), 1.
- Mavrych, V., Yaqinuddin, A., & Bolgova, O. (2025). Claude, ChatGPT, Copilot, and Gemini performance versus students in different topics of neuroscience. *Advances in Physiology Education*, 49(2), 430–437.
- Mishra, P., & Koehler, M. J. (2006). Technological pedagogical content knowledge: A framework for teacher knowledge. *Teachers College Record*, 108(6), 1017–1054.
- Mohamed, F. N., Azhar, J., Yasmeen, S., Hussain, I., & Khawar, M. (2025). Generative Artificial Intelligence and Personalized Learning Environment: Challenges and Opportunities. *Southern Journal of Computer Science*, 1(01), 1–36.

<https://sjcs.isp.edu.pk/index.php/SJCS/article/view/5>

- Moorhouse, B. L., Yeo, M. A., & Wan, Y. (2023). Generative AI tools and assessment: Guidelines of the world's top-ranking universities. *Computers and Education Open*, 5, 100151.
- Murray, M. D. (2024). Artificial intelligence for learning the law: generative AI for academic support in law schools and universities. Available at SSRN 4564227.
- Nguyen, K. V. (2025). The use of generative AI tools in higher education: Ethical and pedagogical principles. *Journal of Academic Ethics*, 1–21.
- Nikolopoulou, K. (2025). Generative artificial intelligence and sustainable higher education: Mapping the potential. *Journal of Digital Educational Technology*, 5(1), ep2506.
- Nykyporets, S. S. (2025). *Artificial Intelligence as a Catalyst for Advancing Soft Skills in Higher Technical Education*. 4–5.
<http://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/46733/179469.pdf>
- Okada, A., Sherborne, T., Panselinas, G., & Kolionis, G. (2025). Fostering transversal skills through open schooling supported by the CARE-KNOW-DO pedagogical model and the UNESCO AI competencies framework. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 1–46.
- Osipovskaya, E., Coelho, A., & Tasi, P. (2024). Transversal competencies assessment and pedagogical methods for higher education: A literature review. *International Association for the Management of Technology Conference*, 189–197.
- Pahi, K., Hawlader, S., Hicks, E., Zaman, A., & Phan, V. (2024). Enhancing active learning through collaboration between human teachers and generative AI. *Computers and Education Open*, 6(April), 100183. <https://doi.org/10.1016/j.caeo.2024.100183>
- Pertiwi, R. W. L., Kulsum, L. U., & Hanifah, I. A. (2024). Evaluating the impact of Artificial Intelligence-based learning methods on students' motivation and academic achievement. *International Journal of Post Axial: Futuristic Teaching and Learning*, 49–58.
- Rajendran, R. M. (2023). Importance Of Using Generative AI In Education: Dawn of a New Era. *Journal of Science & Technology*, 4(6), 35–44. <https://doi.org/10.55662/jst.2023.4603>
- Rebelo, E. M. (2025). Artificial Intelligence in Higher Education: Proposal for a Transversal Curricular Unit. *Journal of Formative Design in Learning*, 9(1), 1–24.
<https://doi.org/10.1007/s41686-024-00097-9>
- Rof, A., Bikfalvi, A., & Marques, P. (2022). Pandemic-accelerated digital transformation of a born digital higher education institution. *Educational Technology & Society*, 25(1), 124–141.
- Ruiz-Rojas, L. I., Salvador-Ullauri, L., & Acosta-Vargas, P. (2024). Collaborative Working and Critical Thinking: Adoption of Generative Artificial Intelligence Tools in Higher Education. *Sustainability (Switzerland)*, 16(13). <https://doi.org/10.3390/su16135367>
- Sămărescu, N., Bumbac, R., Zamfirou, A., & Iorgulescu, M.-C. (2024). Artificial intelligence in education: Next-gen teacher perspectives. *Amfiteatru Economic*, 26(65), 145–161.
- Singh, R. J. (2023). Transforming Higher Education: The Power of Artificial Intelligence *International Journal of Multidisciplinary Research in Arts, Science and Technology (IJMRAST). Online) International Journal of Multidisciplinary Research in Arts*, 1(3),

- Tang, Q., Deng, W., Huang, Y., Wang, S., & Zhang, H. (2025). Can Generative Artificial Intelligence be a Good Teaching Assistant?—An Empirical Analysis Based on Generative AI-Assisted Teaching. *Journal of Computer Assisted Learning*, 41(3), e70027.
- Tran, C., James, B., Allen, V., de Castro, R. O., & Sanin, C. (2025). Using Generative Artificial Intelligence in learning and teaching: An empirical analysis on academic staff's perspectives. *Journal of Applied Learning and Teaching*, 8(1), 78–90.
- Varenyk, V., & Piskova, Z. (2024). Soft, hard, and digital skills for managers in the digital age: Business requirements and the need to master them. *Development Management*, 23(1), 46–61. <https://doi.org/10.57111/devt/1.2024.46>
- Vieilandie, L., Soloveichuk, O., Petryk, L., Kosharna, N., & Dzhurylo, A. (2024). Strategies for developing hard skills in higher education students through innovative pedagogical technologies in realistic professional environments. *Salud, Ciencia y Tecnología-Serie de Conferencias*, 3, 1147.
- Wong, K. K. (2024). Blended Learning and AI: Enhancing Teaching and Learning in Higher Education. *International Conference on Blended Learning*, 39–61.
- Wu, D., Zhang, S., Ma, Z., Yue, X.-G., & Dong, R. K. (2024). Unlocking potential: Key factors shaping undergraduate self-directed learning in AI-enhanced educational environments. *Systems*, 12(9), 332.
- Zhai, X. (2024). Transforming teachers' roles and agencies in the era of generative AI: Perceptions, acceptance, knowledge, and practices. *Journal of Science Education and Technology*, 1–11.
- Zogopoulos, K., Gioti, L., Raptis, N., & Karatzas, A. (2025). Teaching soft skills to students through artificial intelligence. *IOSR Journal of Research & Method in Education*, 15(1), 23–33.