

Efectos de la conciencia y confianza en la disposición estudiantil para usar ChatGPT: modelo TAM-ECM integrado

The effects of awareness and trust on students' willingness to use ChatGPT: an integrated TAM-ECM model

Sultan Hammad Alshammary

University of Ha'il, UoH, Arabia Saudita

 <https://orcid.org/0000-0001-7294-9053>

Abdullah Zaid Almankory

University of Ha'il, UoH, Arabia Saudita

 <https://orcid.org/0009-0007-2772-231X>

Muna Eid Alrashidi

University of Ha'il, UoH, Arabia Saudita

 <https://orcid.org/0009-0002-2372-1858>

Recepción: 01 Diciembre 2024

Aprobación: 25 Febrero 2025

Publicación: 01 Julio 2025



Acceso abierto diamante

Resumen

Aunque el uso de ChatGPT en el ámbito educativo se ha expandido rápidamente en las universidades, se conoce poco sobre los factores que influyen en la intención de los estudiantes de utilizar esta herramienta para apoyar su aprendizaje. Este estudio aborda esa brecha integrando el Modelo de Aceptación de la Tecnología (TAM), ampliado con las variables de conciencia y confianza, y el Modelo de Confirmación de Expectativas (ECM), con los constructos de confirmación y satisfacción. El modelo propuesto profundiza en la comprensión de la disposición de los estudiantes a utilizar ChatGPT. Se recopilaron datos de 322 estudiantes universitarios, analizados mediante Modelado de Ecuaciones Estructurales (SEM) con AMOS. Los resultados revelaron que la conciencia influye significativamente y de forma positiva en la utilidad percibida (PU) y en la facilidad de uso percibida (PEU). Además, la confianza mostró un efecto positivo sobre la PU, pero no impactó de manera relevante la PEU. Asimismo, la PU, la PEU y la confirmación afectaron positivamente la satisfacción de los estudiantes, la cual incide en su intención de utilizar ChatGPT. Por otro lado, tanto la PU como la PEU tuvieron un efecto positivo significativo en la intención de uso (BI) de la herramienta. El estudio ofrece recomendaciones para desarrolladores, responsables de políticas educativas e instituciones académicas, orientadas a comprender y fomentar la adopción de ChatGPT. Además, aporta información valiosa para mejorar el diseño y la seguridad del sistema, favoreciendo una experiencia amigable para el usuario y promoviendo su uso en el ámbito educativo.

Palabras clave: ChatGPT, Modelo de Aceptación de la Tecnología (MAT), Modelado de Ecuaciones Estructurales (MES), satisfacción, conciencia, confianza.

Abstract

Although the use of ChatGPT in the educational field has spread rapidly in universities, there is little information on factors affecting students' intentions toward using ChatGPT to support their learning. This study bridges the gap by integrating the extended Technology Acceptance Model (TAM) (including awareness and trust) with Expectation Confirmation Model (ECM) constructs, namely confirmation and satisfaction. This proposed model provides an in-depth understanding of students' willingness to use ChatGPT. Data was collected from 322 university students and analyzed using a second-generation analysis technique,

Structural Equation Modeling (SEM) using AMOS. The results revealed that awareness significantly positively affected students' perceived usefulness (PU) and perceived ease of use (PEU). Furthermore, trust had a significant positive effect on PU, but an insignificant effect on PEU. In addition, PU, PEU, and confirmation significantly positively affected students' satisfaction, affecting their behavioral intention toward using ChatGPT for their learning. Furthermore, PU and PEU significantly positively affected students' behavior intention toward using ChatGPT. This study offers recommendations to developers of ChatGPT, policymakers, and educational institutes by understanding the influential factors on students' willingness to use ChatGPT. This study assists ChatGPT developers and designers by offering insight regarding designing and improving the user's secure and friendly system, which may enhance the use of ChatGPT among students.

Keywords: ChatGPT, TAM, ECM, satisfaction, awareness, trust.

INTRODUCCIÓN

La integración de la inteligencia artificial (IA) y las tecnologías de la información y la comunicación (TIC) ha dado lugar a innovaciones que han transformado radicalmente el panorama educativo (Kelly et al., 2023). El auge acelerado de la IA ha incrementado su presencia en la vida cotidiana, y los chatbots representan un ejemplo destacado de sistemas de IA utilizados para la interacción humano-computadora, conocida por sus siglas en inglés HCI, (Human-Computer Interaction) (Bansal y Khan, 2018). Aunque inicialmente los chatbots fueron diseñados para el entretenimiento y la simulación de conversaciones humanas, sus aplicaciones se han expandido a diversos sectores (Iku-Silan et al., 2023) como los negocios, la recuperación de información, el comercio electrónico y la educación (Ismail et al., 2024). En este contexto, OpenAI lanzó ChatGPT el 30 de noviembre de 2022, atrayendo a más de un millón de suscriptores en un corto período (Baidoo-Anu y Ansah, 2023). ChatGPT es un modelo de lenguaje de gran tamaño, conocido por sus siglas en inglés LLM (Large Language Model), basado en aprendizaje automático, capaz de analizar extensos volúmenes de datos textuales para generar textos coherentes y sofisticados. Este modelo, al igual que otras herramientas basadas en LLM, ha sido ampliamente adoptado por profesionales e investigadores para la redacción de discursos y ensayos, revisión de artículos, resumen de literatura, identificación de brechas en la investigación y generación de código para análisis estadísticos (van Dis et al., 2023). Se han desarrollado diversas versiones de ChatGPT con una cantidad creciente de parámetros: ChatGPT-1 con 117 millones, ChatGPT-2 con 1,5 mil millones, ChatGPT-3 con 175 mil millones y ChatGPT-4 con 100 billones. Este incremento ha permitido mejorar significativamente la capacidad del modelo para generar textos con un nivel de coherencia y fluidez similar al lenguaje humano (OpenAI, 2023). En otras palabras, ChatGPT no solo es capaz de redactar documentos académicos y científicos en distintos estilos y tonos (Lund y Wang, 2023), sino que también puede analizar grandes volúmenes de información, evaluar publicaciones en redes sociales y facilitar la comprensión de múltiples idiomas mediante traducción automática.

Las capacidades de resumen automatizado de ChatGPT permiten a los investigadores mantenerse al tanto de los últimos avances en sus respectivas áreas (Lund y Wang, 2023), mientras que su acceso permanente y respuesta inmediata convierten a esta herramienta en un recurso valioso para la consulta académica (Frieder et al., 2023; Haleem et al., 2022). A medida que ChatGPT gana popularidad y aumenta el interés en sus aplicaciones, los estudiantes han comenzado a utilizarlo en diversas áreas académicas. Esta herramienta puede asistirles en su aprendizaje al ayudarles a comprender y desglosar ideas o conceptos presentados en sus estudios (van Dis et al., 2023). Además, ChatGPT puede considerarse una aplicación de referencia en múltiples disciplinas, ya que permite recopilar información y conocimientos sobre una amplia variedad de temas (Cao et al., 2023). Los estudiantes lo emplean para comprender conceptos complejos, obtener información adicional sobre determinados temas y superar desafíos académicos (Lund y Wang, 2023). Su disponibilidad ininterrumpida y capacidad de respuesta inmediata brinda a los estudiantes acceso rápido y eficiente a información relevante y recursos educativos (Baidoo-Anu y Ansah, 2023).

Si bien se han realizado diversos estudios sobre el papel de ChatGPT en la educación (por ejemplo, Al-Sharafi et al., 2023; Rudolph et al., 2023; Alshammari y Alshammari, M. H., 2024), existe una escasez de investigaciones centradas en la aceptación y adopción de esta tecnología (Bin-Nashwan et al., 2023; Bernabei et al., 2023). Rahman et al. (2023) llevó a cabo un estudio basado en la revisión de 787 artículos indexados en Scopus, en el que se encontró que solo una fracción de los trabajos abordaba la aceptación de ChatGPT por parte de los estudiantes. Además, la mayoría de estos estudios se han realizado en países desarrollados, como el Reino Unido y Estados Unidos, mientras que hay una notable falta de investigaciones en países en desarrollo, como Arabia Saudita. Asimismo, aunque numerosos estudios han analizado tecnologías emergentes, como la computación en la nube y la realidad virtual (Sestino y D'Angelo, 2023), es fundamental considerar que la adopción de nuevas tecnologías varía según el contexto cultural (Ashraf et al., 2019). A pesar del gran potencial

de ChatGPT para mejorar el aprendizaje de los estudiantes, es esencial comprender los factores que influyen en su disposición a utilizar esta herramienta. Al-Sayid y Kirkil (2023) destacan que el Modelo de Aceptación de la Tecnología, conocido por sus siglas en inglés TAM (Technology Acceptance Model), es una referencia clave en la investigación sobre la percepción y el uso de nuevas tecnologías. Según TAM, la utilidad percibida, conocida por sus siglas en inglés PU (Perceived Usefulness), y la facilidad de uso percibida, conocida por sus siglas en inglés PEU (Perceived Ease of Use), son los dos principales determinantes de la adopción de un sistema tecnológico (Davis, 1989). No obstante, este modelo no opera de manera aislada, ya que existen otros factores externos que pueden influir en la percepción y uso de la tecnología, como la conciencia y la confianza en su aplicación (Abdalla, 2024). La conciencia se refiere al grado de familiaridad con una tecnología y el conocimiento de sus beneficios (Mutahar et al., 2018). Antes de utilizar una herramienta como ChatGPT, los estudiantes deben conocer su existencia y comprender sus características y ventajas. La educación en torno a ChatGPT puede desempeñar un papel clave en la manera en que los estudiantes responden a esta tecnología. Por otro lado, la confianza se define como la creencia en la credibilidad y fiabilidad del sistema (Arpacı, 2016), y es un factor crucial en la adopción de nuevas tecnologías (Liu y Tao, 2022). Por otra parte, Bhattacherjee (2001) propone el Modelo de Confirmación de Expectativas, conocido por sus siglas en inglés ECM (Expectation Confirmation Model), como una estructura ampliamente utilizada para evaluar los factores que influyen en el uso continuo de una tecnología. Este modelo se basa en tres constructos principales: PU, confirmación y satisfacción.

A pesar del creciente interés en la implementación de ChatGPT en entornos académicos, todavía existen pocas investigaciones que analicen las relaciones causales entre los factores que influyen en la intención de los estudiantes de adoptar esta tecnología en su proceso de aprendizaje (Yu et al., 2024). Por ello, este estudio busca abordar esta brecha en la literatura, identificando los principales factores que afectan la adopción de ChatGPT en el ámbito educativo. Este trabajo propone un modelo teórico que combina una extensión del TAM, incorporando la conciencia y la confianza como factores externos, con los constructos del ECM, específicamente la confirmación y la satisfacción. Hasta donde se tiene conocimiento, este es el primer estudio que integra el TAM extendido (con conciencia y confianza) con el ECM para evaluar los factores determinantes en la intención de los estudiantes de utilizar ChatGPT en su proceso de aprendizaje.

Revisión de la literatura y desarrollo de hipótesis

ChatGPT es un chatbot basado en un modelo de gran escala (Schulman et al., 2022). Esta herramienta se distingue de otros sistemas de IA por su capacidad para procesar el lenguaje natural de manera similar al cerebro humano. Su aplicación se ha expandido a múltiples campos, incluyendo la investigación académica, la redacción creativa y técnica, la evaluación de pruebas, y la comunicación en el ámbito empresarial y del desarrollo de software (Tung, 2023). Con los avances tecnológicos y la creciente integración global de la IA, ChatGPT se ha implementado ampliamente en universidades, proporcionando enfoques eficientes y rentables para motivar e involucrar a los estudiantes a través de experiencias de aprendizaje personalizadas (Polyportis, 2024; Albayati, 2024). A medida que la IA evoluciona, ChatGPT ha demostrado un gran potencial para transformar el ámbito educativo. La incorporación de diversas herramientas y tecnologías en la enseñanza y el aprendizaje ha optimizado la eficiencia en el aula, y ChatGPT se posiciona como una de las innovaciones más relevantes en este proceso. Investigaciones previas han evaluado su viabilidad en el ámbito educativo, explorando su uso en actividades académicas y profesionales (Brown et al., 2020; Emenike y Emenike, 2023), así como su papel en el aprendizaje de idiomas (Alshammari y Alshammari, M. H., 2024). Su capacidad para proporcionar retroalimentación instantánea sobre tareas, responder preguntas, generar materiales educativos y elaborar planes de estudio lo convierte en una herramienta valiosa para el aprendizaje personalizado (Albayati, 2024).

Desde la perspectiva de los estudiantes, es fundamental analizar los factores que influyen en la adopción y aceptación de ChatGPT (Patel y Lam, 2023). Para ello, el Modelo de Aceptación de la Tecnología (TAM), desarrollado por Davis (1989), ha sido ampliamente utilizado en la evaluación de la adopción de diversas tecnologías (Venkatesh y Davis, 2000; Folkinshteyn y Lennon, 2016; Alshammari y Alshammari, R. A., 2024). Este modelo teórico explica los factores que influyen en la aceptación de una nueva tecnología y ha sido validado en múltiples contextos, incluyendo aplicaciones móviles, sitios web y redes sociales, demostrando su fiabilidad y aplicabilidad (Alshammari y Alshammari, R. A., 2024). A lo largo del tiempo, los investigadores han ampliado y modificado el TAM para incluir variables adicionales, como la satisfacción del usuario, la calidad del sistema y la capacidad de innovación personal (Esposito et al., 2020; Alshammari y Alshammari, R. A., 2024). Por otro lado, el Modelo de Confirmación de Expectativas (ECM), propuesto por Bhattacherjee (2001), ha sido ampliamente utilizado para evaluar la continuidad en el uso de diversas tecnologías. Su aplicabilidad ha sido validada en contextos como los libros de texto digitales (Joo et al., 2017), aplicaciones móviles (Tam et al., 2020), redes sociales como Facebook (Mouakket, 2015) y dispositivos inteligentes (Park, 2020). Diversos estudios han sugerido la integración de modelos teóricos para comprender mejor los factores que influyen en la intención de uso, conocida por sus siglas en inglés BI (Behavioural Intention) de nuevas tecnologías (Huang y Zhi, 2023; Alshammari y Alshammari, R. A., 2024), así como para superar las limitaciones inherentes a cada modelo individualmente (Wandira et al., 2024). Dado que el objetivo principal de este estudio es analizar en profundidad los factores que afectan la intención de los estudiantes de utilizar ChatGPT en su aprendizaje, se propone un modelo teórico integrado. Este modelo extiende el TAM mediante la incorporación de dos factores externos clave: confianza y conciencia, y lo complementa con los constructos del ECM, a fin de proporcionar un marco más completo para comprender la disposición de los estudiantes a adoptar ChatGPT en su formación académica.

El Modelo de Aceptación de la Tecnología (TAM)

El TAM fue desarrollado por Davis en 1989 y se ha utilizado ampliamente para explicar la interacción de los usuarios con diversas tecnologías. En este modelo, la PU y la PEU son los principales factores que determinan la intención de adoptar una tecnología (Davis, 1989). Desde su formulación, el TAM ha sido ampliado mediante la incorporación de diversos constructos externos, con el objetivo de mejorar su capacidad predictiva y ofrecer una explicación más precisa de los factores que influyen en la intención de los usuarios de adoptar tecnologías de la información (Nikou y Economides, 2017). En el contexto de las aplicaciones de IA, diversos estudios han extendido el TAM al incluir variables adicionales. Mohr y Kühl (2021) ampliaron el modelo para evaluar la aceptación de la IA en la agricultura alemana, incorporando factores como la innovación personal y los derechos de propiedad sobre los datos empresariales. Por su parte, Li (2023) introdujo la motivación para el aprendizaje como una variable externa para analizar su impacto en la aceptación de los sistemas de IA por parte de los estudiantes. Xu et al. (2023) extendieron el TAM para examinar cómo las características técnicas, la experiencia previa y la confianza percibida influyen en la intención de los usuarios de utilizar aplicaciones de pintura basadas en IA. A pesar de la extensa aplicación del TAM y sus versiones extendidas en distintos ámbitos de la IA, el uso del modelo en el estudio de ChatGPT ha sido limitado. Hasta la fecha, ningún estudio ha integrado el TAM extendido con las variables de conciencia y confianza, junto con el ECM, para evaluar los factores que influyen en la intención de los estudiantes de utilizar ChatGPT en su aprendizaje. Por ello, el presente estudio propone un modelo teórico que combina el TAM extendido con el ECM, con el objetivo de ofrecer un marco integral para comprender los factores determinantes en la adopción de ChatGPT por parte de los estudiantes.

El Modelo de Confirmación de Expectativas (ECM)

El ECM fue desarrollado por Bhattacherjee (2001) para explicar la intención de recompra y el uso continuado de una tecnología. Desde su formulación, el ECM ha sido ampliamente validado por investigadores en el contexto del uso sostenido de diversas tecnologías de sistemas de información (SI), como los libros de texto digitales (Joo et al., 2017), Facebook, el gobierno electrónico y los sistemas de gestión del aprendizaje (Ashrafi et al., 2022). De acuerdo con el ECM, la PU y la confirmación son los principales determinantes de la satisfacción del usuario, la cual, a su vez, influye en la intención continuada de uso de una tecnología. A lo largo de los años, diversos estudios han integrado el ECM con otros modelos teóricos. Por ejemplo, se ha combinado con el modelo de éxito de los SI en entornos de aprendizaje virtual (Alshammari y Alshammari, R. A., 2024), con la teoría de la autodeterminación en el ámbito de la banca electrónica (Rahi et al., 2023) y con el TAM en el contexto de sistemas académicos basados en la nube (Wandira et al., 2024). Sin embargo, hasta la fecha, la integración del ECM con el TAM extendido, incorporando las variables de conciencia y confianza como factores externos, no ha sido explorada para evaluar su impacto en la disposición de los estudiantes a utilizar ChatGPT en su aprendizaje. Por lo tanto, el modelo propuesto en este estudio contribuye a la literatura existente al ofrecer un marco teórico integrado que permite comprender los factores que influyen en la aceptación de ChatGPT entre los estudiantes. En la siguiente sección, se presentará el modelo de investigación junto con las hipótesis derivadas de este marco teórico.

Modelo de investigación

Este estudio propone un modelo que integra el TAM extendido con variables adicionales, como la conciencia y la confianza, junto con los factores del ECM, como la satisfacción y la confirmación, con el fin de evaluar los factores que influyen en la intención de los estudiantes de utilizar ChatGPT. A continuación, se describen las variables del modelo y las hipótesis formuladas a partir de la revisión de la literatura y la fundamentación en estos modelos teóricos.

Conciencia

La conciencia es un factor crítico en la adopción de nuevas tecnologías, ya que los usuarios deben conocer su funcionalidad, existencia y beneficios antes de aceptarla. En el contexto de ChatGPT, la conciencia se relaciona con la comprensión de su aplicabilidad, limitaciones y capacidades (Eppler et al., 2024). Desarrollar la conciencia entre los usuarios es un paso crucial para la adopción de cualquier tecnología. Aquellos usuarios que no son conscientes de los beneficios de ChatGPT podrían no estar dispuestos a considerar su aceptación ni a utilizar esta tecnología (Maheshwari, 2023). Si bien la influencia de la conciencia ha sido analizada en diversas áreas, como la banca móvil (Mutahar et al., 2018), los hogares inteligentes (Shuhaiher y Mashal, 2019) y los servicios de IA (Flavián et al., 2022), existe una falta de estudios que examinen su impacto en la PU y la PEU en relación con ChatGPT. Cuando los usuarios comprenden las capacidades de una tecnología, tienden a considerarla útil y fácil de usar. Por lo tanto, se plantean las siguientes hipótesis:

H1: La conciencia influye positivamente en la utilidad percibida (PU).

H2: La conciencia influye positivamente en facilidad de uso percibida (PEU).

Confianza

La confianza percibida se refiere a la creencia de los usuarios con respecto a la credibilidad y confiabilidad de una tecnología (Arpaci, 2016), lo que puede influir en su decisión de adoptarla (Liu y Tao, 2022). En el caso de las aplicaciones de IA, la confianza juega un papel fundamental en la aceptación de estas herramientas (Choung et al., 2023). Diversos estudios han incorporado la confianza en el modelo TAM como un factor externo. Se espera que, cuando los usuarios perciban ChatGPT como una herramienta confiable y precisa, aumente su PU y PEU. Así, se formulan las siguientes hipótesis:

H3: La confianza en ChatGPT influye positivamente en la utilidad percibida (PU).

H4: La confianza en ChatGPT influye positivamente en facilidad de uso percibida (PEU).

Facilidad de uso percibida (PEU)

La PEU se define como el grado en que los usuarios creen que una tecnología es fácil de utilizar y no requiere esfuerzo significativo (Davis, 1989). En el contexto de ChatGPT, esto implica la facilidad con la que los estudiantes y educadores pueden interactuar con la herramienta e integrarla en sus actividades académicas (Baek y Kim, 2023). Estudios empíricos han demostrado que la PEU influye en la satisfacción del usuario (Kashive et al., 2020). Cuando los usuarios perciben que una tecnología es sencilla de utilizar, es más probable que experimenten satisfacción y continúen utilizándola. Por ello, se plantean las siguientes hipótesis:

H5: Facilidad de uso percibida (PEU) influye positivamente en la satisfacción del usuario.

H6: Facilidad de uso percibida (PEU) influye positivamente en la intención de uso (BI).

Utilidad Percibida (PU)

La PU se refiere a la medida en que los usuarios creen que el uso de una tecnología mejorará su desempeño (Davis, 1989). Es una de las variables clave en la adopción de tecnologías de la información (Basak et al., 2015). En el caso de ChatGPT, la PU se asocia con los beneficios académicos percibidos por los estudiantes al utilizar la herramienta (Niu y Mvondo, 2024). Cuando los usuarios consideran que ChatGPT es útil, es más probable que experimenten satisfacción con su uso, lo que, a su vez, influye en su intención de seguir utilizándolo. Por lo tanto, se formulan las siguientes hipótesis:

H7: La utilidad percibida (PU) influye positivamente en la satisfacción del usuario.

H8: La utilidad percibida (PU) influye positivamente en la intención de uso (BI).

Confirmación

La confirmación se refiere a la percepción de los usuarios sobre el grado en que su experiencia real con un SI coincide con sus expectativas previas. La literatura ha demostrado que la confirmación influye directamente en la PU de una tecnología (Bhattacherjee, 2001). Además, diversos estudios han identificado la confirmación como un factor clave en la satisfacción de los estudiantes con los sistemas de información (Limayem y Cheung, 2008; Stone y Baker-Eveleth, 2013; Alshammari y Alshammari, R. A., 2024). Cuando la experiencia de uso de un SI cumple con las expectativas del usuario, su nivel de satisfacción tiende a aumentar. En el contexto de ChatGPT, se espera que, cuando los estudiantes confirmen que la herramienta satisface sus expectativas y necesidades académicas, su PU y satisfacción aumenten. Con base en esta relación, se proponen las siguientes hipótesis:

H9: La confirmación influye positivamente en la utilidad percibida (PU).

H10: La confirmación influye positivamente en la satisfacción del usuario.

Satisfacción

La satisfacción se define como la evaluación subjetiva que un usuario realiza sobre su experiencia con una tecnología, comparándola con sus expectativas previas (Bhattacherjee, 2001). Satisfacción es un factor esencial en la determinación de la BI continuo de una tecnología (Mouakket, 2015; Hong et al., 2006; Choi et al., 2019). Numerosos estudios han demostrado que los usuarios que experimentan altos niveles de satisfacción con una tecnología tienen una mayor intención de seguir utilizándola. En el ámbito educativo, la satisfacción ha sido identificada como un predictor clave de la intención de los estudiantes de continuar usando tecnologías de aprendizaje (Ifinedo, 2007; Ramadhan et al., 2022). En el contexto de ChatGPT, se espera que los estudiantes que se sientan satisfechos con su uso muestren una mayor intención de seguir utilizándolo para sus actividades académicas. Así, se plantea la siguiente hipótesis:

H11: La satisfacción influye positivamente en la intención de los estudiantes de usar ChatGPT.

A continuación, en la Figura 1, se presenta el modelo teórico propuesto.

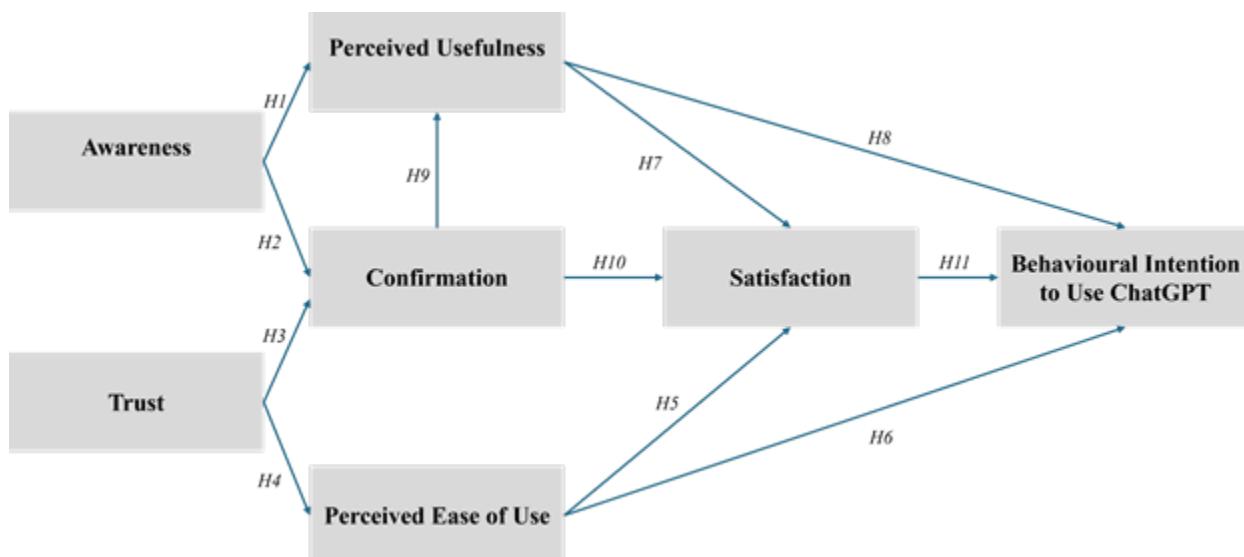


Figura 1
Modelo propuesto

METODOLOGÍA

Diseño de la investigación

Este estudio empleó un enfoque cuantitativo, adecuado para alcanzar los objetivos de la investigación, que buscan evaluar la relación entre los constructos del modelo propuesto (Sekaran y Bougie, 2016).

Medición

Para la recolección de datos, se utilizó un cuestionario estructurado dirigido a estudiantes universitarios. El cuestionario consta de dos secciones: 1) Información demográfica, que incluye variables como género, rango de clase y universidad; and 2) Medición de constructos, con ítems diseñados para evaluar las variables del modelo propuesto. Los ítems utilizados para medir los constructos de este estudio fueron adaptados de investigaciones previas reconocidas en la literatura académica. En el caso de la PU, la PEU y la BI, se tomaron como referencia las escalas desarrolladas por Davis (1989). Por otro lado, los ítems que evalúan la conciencia sobre la tecnología fueron adaptados del estudio de Abdalla (2024), mientras que los relacionados con la confianza en su uso se basaron en la investigación de Rahman et al. (2023). En cuanto a los constructos del modelo ECM, los ítems utilizados para medir la confirmación se derivaron de Bhattacherjee (2001), y aquellos que evalúan la satisfacción fueron tomados del estudio de Almulla (2024). Para garantizar la precisión y fidelidad en la interpretación de los cuestionarios, se aplicó un procedimiento de retrotraducción del inglés al árabe, idioma nativo de los participantes del estudio. La medición de todos los ítems se realizó utilizando una escala Likert de cinco puntos.

Procedimiento de recolección de datos

El cuestionario se diseñó y distribuyó a través de Google Forms durante el primer semestre de 2024. Se utilizó un método de muestreo aleatorio para seleccionar a los participantes, asegurando una representación diversa dentro de la población universitaria. Todos los encuestados eran estudiantes de la Universidad de Ha'il, y se obtuvo un total de 322 respuestas completas para el análisis posterior.

Análisis de datos

Para el análisis de los datos, se emplearon dos programas estadísticos: SPSS para analizar la información demográfica de los encuestados, y el Modelado de Ecuaciones Estructurales, conocido por sus siglas en inglés SEM (Structural Equation Modeling) con AMOS para evaluar el modelo de medición y el modelo estructural. El análisis se realizó en dos fases: 1) Análisis Factorial Confirmatorio (AFC) para evaluar la validez y fiabilidad del modelo de medición; y 2) SEM para analizar las relaciones entre los constructos del modelo propuesto. El SEM es una técnica ampliamente utilizada en estudios psicológicos y de comportamiento (Hair et al., 2010). Kline (2023) también recomienda el uso de SEM para analizar las relaciones entre constructos latentes en modelos teóricos complejos.

RESULTADOS

Un total de 322 estudiantes completaron el cuestionario, y sus respuestas fueron analizadas. La Tabla 1 presenta la distribución demográfica de los encuestados según género y facultad.

El análisis demográfico de la muestra revela que la mayoría de los participantes eran hombres, representando el 61,5 % del total (198 estudiantes), mientras que las mujeres constituían el 38,5 % (124 estudiantes). En cuanto a su distribución por facultades, la mayor proporción de estudiantes estaba inscrita en la Facultad de Ciencias de la Computación e Ingeniería, con un 40,4 % (130 estudiantes). Le seguían la Facultad de Artes, que concentraba el 17,1 % (55 estudiantes), y la Facultad de Administración de Empresas, con un 16,1 % (52 estudiantes). Otras facultades con una presencia significativa en la muestra fueron la Facultad de Ciencias, con un 11,2 % (36 estudiantes), la Facultad de Educación, con un 8,7 % (28 estudiantes), y la Facultad de Medicina, con un 4,7 % (15 estudiantes). En contraste, la menor representación correspondió a la Facultad de Salud Pública e Informática en Salud, donde solo se matriculó el 1,9 % de los encuestados (seis estudiantes).

Tabla 1
Información demográfica

		Frecuencia	Porcentaje
Género	Masculino	198	61.5
	Femenino	124	38.5
	Ciencias de la Computación e Ingeniería	130	40.4
	Artes	55	17.1
	Administración de Empresas	52	16.1
Facultad	Ciencia	36	11.2
	Educación	28	8.7
	Medicina	15	4.7
	Salud Pública e Informática en Salud	6	1.9
	Total	322	100.0

Análisis Factorial Confirmatorio (AFC)

Se realizó un AFC para evaluar la validez del modelo de medición. Los resultados obtenidos se presentan en la Figura 2.

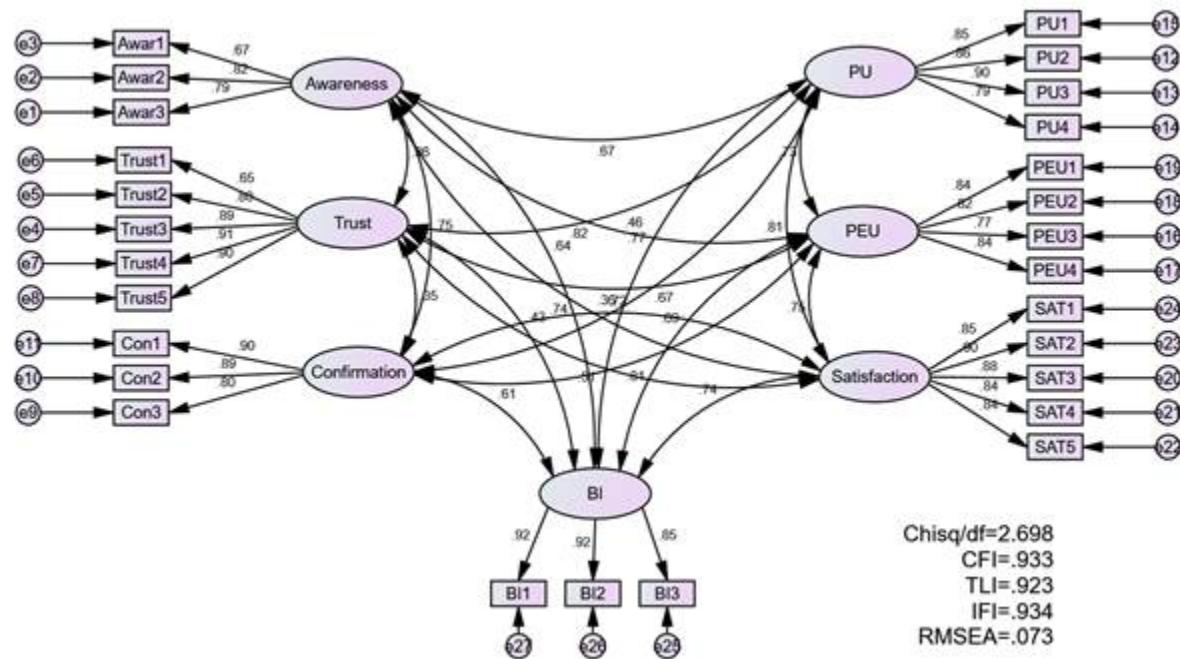


Figura 2
Resultados del Análisis Factorial Confirmatorio (CFA)

Para que la validez de constructo sea aceptable, todos los índices de ajuste deben cumplir con los valores sugeridos por investigadores como Awang (2015), además de que las cargas factoriales deben alcanzar un mínimo de 0,6. Como se muestra en la Tabla 2, todos los índices de ajuste cumplen y superan los valores recomendados en la literatura (Hair et al., 2010; Awang, 2015). Asimismo, las cargas factoriales de todos los ítems para cada constructo oscilaron entre 0,65 y 0,92, superando el umbral mínimo de 0,6 (Yusoff et al., 2021). Estos resultados confirman la validez de constructo del modelo.

Tabla 2
Resumen de los índices de ajuste del modelo

Categoría	Índice	Valor obtenido	Valor de aceptación	Resultados
Ajuste absoluto	RMSEA	0.073	< 0.08	Aceptable (Hair et al., 2010; Awang, 2015)
	CFI	0.933	< 0.90	
Ajuste incremental	TLI	0.923	< 0.90	Aceptable (Hair et al., 2010; Awang, 2015)
	IFI	0.934	< 0.90	
Chi-cuadrado / grados de libertad		2.698	< 3.0	
Ajuste parsimonioso				

Por otro lado, la validez convergente se establece cuando el coeficiente de confiabilidad compuesta, conocida por sus siglas en inglés RC (Composite Reliability), es superior a 0,70 (Rahlin et al., 2019) y la varianza media extraída, conocida por sus siglas en inglés AVE (Average Variance Extracted), es superior a 0,50 (Lowry y Gaskin, 2014). Tal como se observa en la Tabla 3, todos los valores de RC y AVE se encuentran por encima de los niveles recomendados, lo que garantiza la validez convergente del modelo. En cuanto a la validez

discriminante, los valores de correlación entre los constructos oscilaron entre 0,35 y 0,82, lo que sugiere la ausencia de problemas de multicolinealidad que pudieran comprometer la fiabilidad de los resultados. Esta validez se confirma cuando la raíz cuadrada del AVE (en negrita) es mayor que cualquier otra correlación entre los constructos. Según los datos presentados en la Tabla 3, la validez discriminante se ha alcanzado, cumpliendo con los valores sugeridos por Sarstedt et al. (2021) y Afthanorhan et al. (2021).

Tabla 3
Fiabilidad, validez convergente y discriminante

	CR	AVE	Satis-fa- cción	Concién-c ia	Con- fianza	Confir- mación	PU	PEU	BI
Satisfacción	0.936	0.744	0.863						
Conciencia	0.807	0.585	0.738	0.865					
Confianza	0.920	0.699	0.507	0.359	0.836				
Confirmación	0.899	0.748	0.723	0.752	0.354	0.865			
PU	0.913	0.725	0.807	0.669	0.455	0.671	0.851		
PEU	0.891	0.672	0.752	0.824	0.362	0.805	0.732	0.839	
BI	0.925	0.805	0.736	0.636	0.430	0.611	0.774	0.692	0.897

Estimación estandarizada

La estimación estandarizada es fundamental para evaluar el coeficiente de determinación (R^2), las cargas factoriales y los coeficientes beta, mientras que la estimación no estandarizada es clave para la prueba de hipótesis. En primer lugar, se ejecutó la estimación estandarizada, cuyos resultados se presentan en la Figura 3.

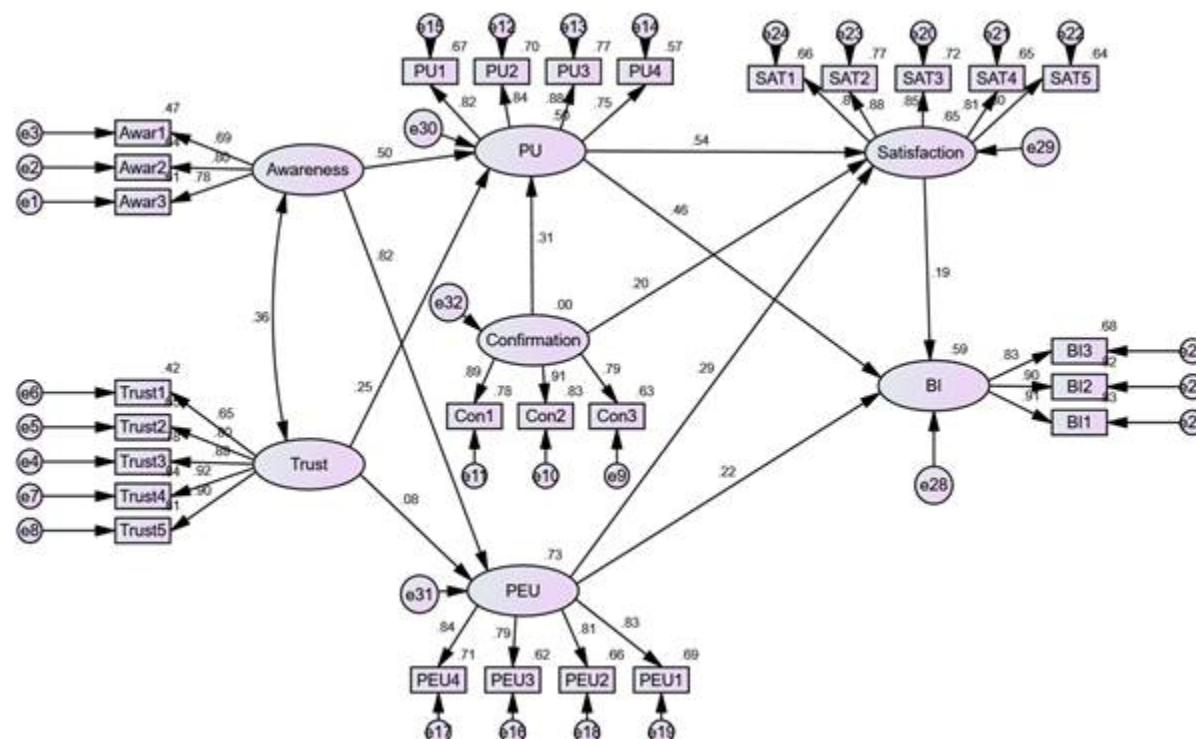


Figura 3
Estimación estandarizada

De acuerdo con Cohen (1988), un valor de R^2 superior a 0,26 indica un alto poder explicativo del modelo. Como se observa en la Figura 3, el coeficiente R^2 de la variable dependiente, BI alcanza un valor de 0,59. Esto sugiere que el modelo propuesto explica el 59 % de la variabilidad en la intención de los estudiantes de utilizar ChatGPT, atribuyéndola a factores como la satisfacción, la PU, la confirmación, la PEU, la conciencia y la confianza.

Estimación no estandarizada

La estimación no estandarizada permite analizar los coeficientes de regresión, los valores beta y la razón crítica, elementos esenciales para la prueba de hipótesis. Tras ejecutar este análisis, los resultados se presentan en la Figura 4.

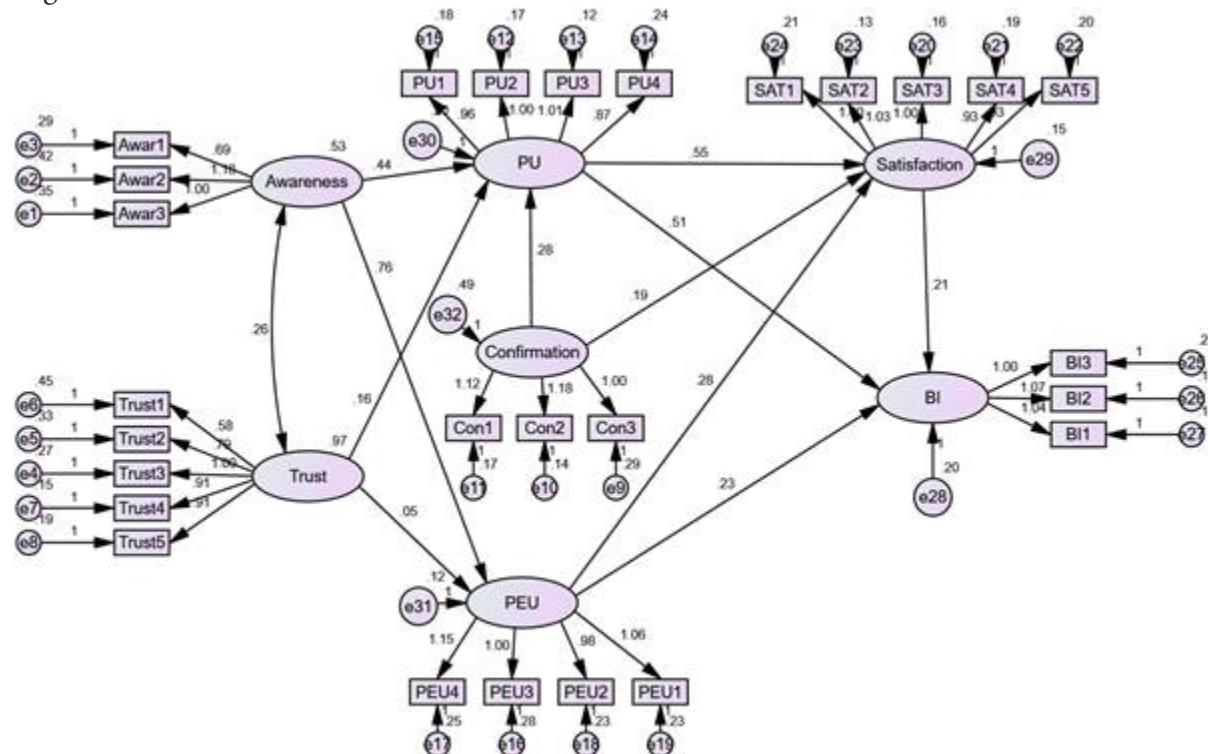


Figura 4

Estimación no estandarizada

Resultados de las pruebas de hipótesis

Los hallazgos confirman que la conciencia tuvo un efecto positivo y significativo tanto en la PU como en la PEU, con valores $\beta = 0,441$, $p < 0,05$ y $\beta = 0,765$, $p < 0,05$, respectivamente. Esto valida las hipótesis H1 y H2. Por otro lado, la confianza tuvo un efecto positivo y significativo en la PU ($\beta = 0,161$, $p < 0,05$), pero su impacto en la PEU no fue significativo ($\beta = 0,054$, $p > 0,05$). En consecuencia, H3 fue aceptada, mientras que H4 fue rechazada. Asimismo, la PEU mostró un efecto positivo sobre la satisfacción ($\beta = 0,297$, $p < 0,05$) y la BI ($\beta = 0,232$, $p < 0,05$), respaldando las hipótesis H5 y H6.

De manera similar, la PU influyó positivamente en la satisfacción ($\beta = 0,549$, $p < 0,05$) y en la BI ($\beta = 0,506$, $p < 0,05$), lo que confirma H7 y H8. Por otro lado, la confirmación tuvo un impacto positivo en la PU ($\beta = 0,279$, $p < 0,05$) y en la satisfacción ($\beta = 0,188$, $p < 0,05$), validando H9 y H10. Finalmente, la satisfacción mostró una influencia significativa en la BI ($\beta = 0,209$, $p < 0,05$), lo que permite aceptar H11. Los coeficientes de regresión correspondientes se presentan en la Tabla 4.

Tabla 4
Ponderaciones de regresión

			Estimado	EE.	CR.	P	Resultados
PU	<---	Conciencia	.441	.053	8.267	***	Significativo
PEU	<---	Conciencia	.765	.066	11.556	***	Significativo
PU	<---	Confianza	.161	.034	4.718	***	Significativo
PEU	<---	Confianza	.054	.032	1.664	.096	Insignificante
PU	<---	Confirmación	.279	.046	6.079	***	Significativo
Satisfacción	<---	PEU	.282	.051	5.496	***	Significativo
Satisfacción	<---	PU	.549	.061	9.007	***	Significativo
Satisfacción	<---	Confirmación	.188	.042	4.457	***	Significativo
BI.	<---	Satisfacción	.209	.083	2.510	.012	Significativo
BI.	<---	PU	.506	.085	5.944	***	Significativo
BI.	<---	PEU	.232	.059	3.947	***	Significativo

DISCUSIÓN

Este estudio integró un modelo ampliado de la Teoría de Aceptación de Tecnología (TAM), incorporando la conciencia y la confianza, junto con el Modelo de Confirmación de Expectativas (ECM), para evaluar los factores que influyen en la intención de los estudiantes de utilizar ChatGPT. Los resultados revelaron que la conciencia tuvo un efecto positivo y significativo tanto en la utilidad percibida (PU) como en la facilidad de uso percibida (PEU), en línea con estudios previos (Mutahar et al., 2018; Almuraqab, 2020; Bamigbola y Adetimirin, 2020; Abdalla, 2024). Esto subraya el papel clave de la conciencia en la percepción de los estudiantes sobre la utilidad y facilidad de uso de ChatGPT. A medida que los estudiantes adquieren mayor conocimiento sobre ChatGPT y sus capacidades, es más probable que reconozcan su utilidad para apoyar su aprendizaje académico. Al estar informados sobre sus funciones, percibirán la herramienta como un recurso valioso para proporcionar información instantánea, explicar conceptos complejos y ofrecer asistencia lingüística.

Asimismo, la familiaridad con ChatGPT facilita su uso, lo que aumenta su adopción. En contraste, un conocimiento limitado sobre la plataforma puede disminuir tanto la PU como la PEU, generando la percepción de que ChatGPT es una herramienta demasiado compleja o difícil de aplicar. En cuanto a la confianza, los hallazgos indicaron que esta tuvo un impacto significativo en la PU (Torrent-Sellens et al., 2021; Liu y Tao, 2022). Cuando los estudiantes confían en la fiabilidad, precisión y uso ético de la información generada por ChatGPT, tienden a considerarlo como una herramienta útil para su aprendizaje. Esta confianza puede motivarlos a utilizar la plataforma para diversas tareas académicas, como la resolución de problemas, la investigación y la redacción, ya que perciben que ChatGPT puede mejorar su desempeño. No obstante, los resultados mostraron que la confianza no tuvo un efecto significativo en la PEU. Esto sugiere que, aunque la confianza influye en la PU, no necesariamente afecta la PEU. Por ejemplo, un estudiante puede confiar en la información proporcionada por ChatGPT sin que esto implique que lo considere intuitivo o fácil de manejar.

Los hallazgos también revelaron que la confirmación tuvo un efecto positivo significativo en la PU y en la satisfacción, en coherencia con investigaciones previas (Bhattacherjee, 2001; Stone y Baker-Eveleth, 2013; Joo y Choi, 2016). Esto indica que, a medida que los estudiantes adquieren experiencia en el uso de ChatGPT y encuentran que la herramienta cumple con sus expectativas, aumenta su PU y su nivel de satisfacción. En particular, cuando ChatGPT les proporciona funciones y servicios que optimizan su eficiencia y rendimiento académico, facilitando el logro de sus objetivos de aprendizaje con menos esfuerzo, su satisfacción se ve

reforzada. Asimismo, se encontró que tanto la PU como la PEU influyeron significativamente en la BI (Nja et al., 2023; Pillai et al., 2023; Chen et al., 2023). Esto sugiere que, cuando los estudiantes perciben que ChatGPT es útil, es más probable que desarrollen una actitud positiva hacia su uso, ya que lo ven como un recurso que optimiza el tiempo en la realización de tareas y mejora la calidad del aprendizaje. Del mismo modo, la PEU influye en la BI de ChatGPT, ya que cuando una plataforma es percibida como accesible y fácil de manejar, su adopción se vuelve más probable. Si los estudiantes consideran que el uso de ChatGPT no requiere un esfuerzo adicional de aprendizaje, es más factible que lo incorporen en su rutina académica.

Además, se confirmó que la PU y la PEU impactaron positivamente la satisfacción de los estudiantes, respaldando estudios previos (Kashive et al., 2020; Al-Fraihat et al., 2020; Yu et al., 2024). Esto indica que, cuando los estudiantes encuentran que ChatGPT les ofrece beneficios tangibles, su motivación para utilizarlo aumenta, lo que se traduce en mayores niveles de satisfacción. De manera similar, una interfaz intuitiva y fácil de manejar contribuye a mejorar la experiencia del usuario, elevando su satisfacción. Por último, se halló que la satisfacción tuvo un efecto positivo en la BI de ChatGPT, lo que confirma hallazgos previos en la literatura (Chen et al., 2020; Yu et al., 2024). Esto sugiere que, cuando los estudiantes se sienten satisfechos con ChatGPT en el contexto de sus actividades académicas, es más probable que desarrollen una intención favorable hacia su uso continuo. Un estudiante satisfecho tiende a percibir la herramienta como valiosa y beneficiosa, lo que incrementa su disposición a integrarla de manera regular en sus tareas de aprendizaje.

Implicaciones

Implicaciones teóricas

Este estudio aporta a la literatura al integrar el TAM con el ECM, incorporando la concienciación y la confianza como factores adicionales para evaluar la intención de los estudiantes de utilizar ChatGPT. Mientras que el TAM enfatiza la PU y la PEU, y el ECM se centra en la confirmación y satisfacción de los usuarios, la inclusión de la concienciación y la confianza proporciona un marco más completo. Este enfoque permite una comprensión más detallada de los factores que influyen en la aceptación de ChatGPT, yendo más allá de las variables originales de ambos modelos. El estudio también llena un vacío en la literatura, ya que la concienciación y la confianza se han discutido en investigaciones sobre adopción tecnológica, pero rara vez han sido analizadas conjuntamente dentro de un solo modelo. Teóricamente, se demuestra que la concienciación influye directamente en la PU y la PEU, mientras que la confianza impacta solo en la PU, lo que resalta los roles diferenciados de estos factores en la adopción de ChatGPT.

Además, aunque TAM y ECM han sido ampliamente utilizados en estudios sobre la adopción de tecnología, su aplicación en el contexto de herramientas de IA como ChatGPT es relativamente reciente. Por lo tanto, este estudio contribuye a la teoría al demostrar cómo la integración de estos modelos puede ayudar a comprender la adopción de tecnologías emergentes basadas en IA. Estos hallazgos pueden inspirar investigaciones futuras que exploren la aplicabilidad del TAM y el ECM en otras herramientas de IA. La combinación de ambos modelos también ha mejorado la capacidad predictiva del estudio, con un valor $R^2 = 0,59$, lo que indica un nivel de predicción sostenible de la BI de ChatGPT. Según Sarstedt et al. (2014), un R^2 de 0,19 es débil, 0,33 es moderado y 0,67 es fuerte. Esto demuestra que el modelo propuesto predice eficazmente la adopción de ChatGPT al considerar tanto el conocimiento previo de los estudiantes (concienciación) como su percepción de la fiabilidad del sistema (confianza), además de los factores clásicos del TAM y el ECM. En este sentido, la integración de ambos modelos representa un avance teórico al ofrecer una mejor explicación de la adopción de ChatGPT que el uso aislado de cualquiera de ellos.

Implicaciones prácticas

Este estudio también tiene implicaciones prácticas para educadores, desarrolladores y responsables de políticas educativas en la promoción del uso de ChatGPT en entornos de aprendizaje. Un aspecto clave es la necesidad de aumentar la concienciación sobre los beneficios de esta herramienta. Integrarla en las actividades

de clase permitiría a los estudiantes experimentar directamente su utilidad, facilitando la comprensión de conceptos complejos, optimizando el tiempo de estudio y proporcionando asistencia académica personalizada. Asimismo, los educadores pueden reforzar este proceso mediante talleres y sesiones informativas que resalten las ventajas de ChatGPT en el aprendizaje. La confianza en la herramienta también desempeña un papel fundamental en su adopción. Para fortalecerla, los docentes e instructores pueden compartir investigaciones sobre el uso de ChatGPT en educación, así como estudios de caso y testimonios de éxito. Esto no solo contribuiría a mejorar la PU de ChatGPT, sino que también fomentaría su uso continuo entre los estudiantes. Además, dado que la PU y la PEU influyen en la satisfacción de los usuarios, es crucial que los educadores recopilen retroalimentación para optimizar su integración en los cursos. Brindar recursos adicionales y apoyo constante facilitaría una mejor experiencia de uso, lo que, a su vez, incrementaría la satisfacción estudiantil.

Desde la perspectiva del desarrollo tecnológico, es fundamental mejorar la interfaz de usuario de ChatGPT para hacerla más intuitiva y accesible, lo que contribuiría a una mayor PEU. Simplificar las funciones de la herramienta podría no solo aumentar la satisfacción de los estudiantes, sino también fomentar una actitud más positiva hacia su adopción. Además, incorporar mecanismos de transparencia, como la explicación de cómo se generan las respuestas y la verificación de la fiabilidad de la información, ayudaría a fortalecer la confianza en el sistema. De manera complementaria, proporcionar a los docentes recursos educativos sobre las capacidades y limitaciones de ChatGPT, a través de tutoriales, guías y casos de uso, facilitaría una integración más efectiva en el entorno académico. Por otro lado, los responsables de políticas educativas pueden desempeñar un papel clave en la promoción del uso ético y responsable de ChatGPT. Implementar iniciativas para fomentar la alfabetización en IA dentro de las instituciones educativas contribuiría a mejorar tanto la confianza como el conocimiento sobre esta tecnología. Asimismo, el establecimiento de directrices claras para su aplicación en el ámbito educativo permitiría abordar inquietudes sobre la precisión del contenido, la privacidad de los datos y el papel de la IA en el aprendizaje. Estas políticas no solo mitigarían posibles preocupaciones, sino que también generaría un marco de confianza que favorecería la adopción de ChatGPT como una herramienta educativa eficaz. En conjunto, estas acciones pueden contribuir a la creación de un entorno propicio para la adopción de ChatGPT en la educación, asegurando que tanto docentes como estudiantes aprovechen su potencial de manera efectiva y ética.

Limitaciones y trabajos futuros

Este estudio presenta algunas limitaciones que deben considerarse al interpretar sus hallazgos. En primer lugar, la muestra se limitó a una única universidad, lo que restringe la generalización de los resultados a otros contextos académicos. La BI de ChatGPT puede variar según la disciplina, el entorno educativo, el sistema de enseñanza o los antecedentes culturales de los estudiantes, lo que sugiere la necesidad de ampliar la investigación a diferentes instituciones y contextos. Además, el estudio adoptó un enfoque cuantitativo, lo que, si bien permitió obtener datos estadísticos sólidos, no exploró en profundidad las percepciones y experiencias individuales de los estudiantes. Futuros estudios podrían beneficiarse de un enfoque mixto que combine métodos cuantitativos y cualitativos, incorporando entrevistas y grupos de discusión para obtener una comprensión más detallada de los factores que influyen en la adopción de ChatGPT.

Por otro lado, aunque este estudio se centró en la concienciación y la confianza como determinantes clave en la BI de ChatGPT, existen otros factores que podrían desempeñar un papel relevante. Investigaciones futuras podrían examinar variables como el apoyo institucional, la experiencia previa con ChatGPT y la influencia social, con el fin de ampliar el modelo y proporcionar una visión más completa sobre la adopción de esta tecnología en el ámbito educativo.

Conclusión

Este estudio proporciona información valiosa sobre los factores que influyen en la intención de los estudiantes de utilizar ChatGPT para el aprendizaje, integrando el modelo TAM extendido (con la inclusión de la concienciación y la confianza) y el modelo ECM. Los hallazgos destacan la importancia de la concienciación en la percepción de PU y la PEU, mientras que la confianza influye significativamente en la PU, aunque no en la PEU. Además, la PU, la PEU y la confirmación contribuyen a la satisfacción de los estudiantes, lo que a su vez fortalece su intención de adoptar ChatGPT como una herramienta de apoyo académico. Estos resultados subrayan la necesidad de fomentar el conocimiento sobre ChatGPT y generar confianza en su uso para maximizar su adopción y efectividad en el aprendizaje. Al considerar estos factores, educadores, desarrolladores y responsables de políticas educativas pueden diseñar estrategias que faciliten la integración de esta tecnología en la educación, promoviendo así un entorno de aprendizaje más dinámico e innovador.

REFERENCIAS

- Abdalla, R. A. (2024). Examining awareness, social influence, and perceived enjoyment in the TAM framework as determinants of ChatGPT: Personalization as a moderator. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 10(3), 100327. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100327>
- Afthanorhan, A., Ghazali, P. L. y Rashid, N. (2021, May). Discriminant validity: A comparison of CBSEM and consistent PLS using Fornell & Larcker and HTMT approaches. *Journal of Physics: Conference Series*, 1874(1), 012085. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1874/1/012085>
- Albayati, H. (2024). Investigating undergraduate students' perceptions and awareness of using ChatGPT as a regular assistance tool: A user acceptance perspective study. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6, Article 100203. <https://doi.org/10.1016/j.caiei.2024.100203>
- Al-Fraihat, D., Joy, M. y Sinclair, J. (2020). Evaluating e-learning systems success: An empirical study. *Computers in Human Behavior*, 102, 67-86. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.08.004>
- Almulla, M. A. (2024). Investigating influencing factors of learning satisfaction in AI ChatGPT for research: University students' perspective. *Helijon*, 10(11), e32220. <https://doi.org/10.1016/j.helijon.2024.e32220>
- Almuraqab, N. A. S. (2020). Shall universities in the UAE continue distance learning after the COVID-19 pandemic? Revealing students' perspective. *Social Science Research Network*.
- Al-Sayid, F. y Kirkil, G. (2023). Students' web-based activities moderate the effect of human-computer interaction factors on their e-learning acceptance and success during the COVID-19 pandemic. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 39(14), 2852-2875. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2087013>
- Alshammari, S. H. y Alshammari, R. A. (2024). An integration of expectation confirmation model and information systems success model to explore the factors affecting the continuous intention to utilise virtual classrooms. *Scientific Reports*, 14(1), Article 18491. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-69401-8>
- Alshammari, S. H. y Alshammari, M. H. (2024). Factors affecting the adoption and use of ChatGPT in higher education. *International Journal of Information and Communication Technology Education (IJICTE)*, 20(1), 1-16. <https://doi.org/10.4018/IJICTE.339557>
- Al-Sharafi, M. A., Al-Emran, M., Iranmanesh, M., Al-Qaysi, N., Iahad, N. A. y Arpacı, I. (2023). Understanding the impact of knowledge management factors on the sustainable use of AI-based chatbots for educational purposes using a hybrid SEM-ANN approach. *Interactive Learning Environments*, 31(10), 7491-7510. <https://doi.org/10.1080/10494820.2022.2075014>
- Arpacı, I. (2016). Understanding and predicting students' intention to use mobile cloud storage services. *Computers in Human Behavior*, 58, 150-157. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.12.067>
- Ashraf, R. U., Hou, F. y Ahmad, W. (2019). Understanding continuance intention to use social media in China: The roles of personality drivers, hedonic value, and utilitarian value. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 35(13), 1216-1228. <https://doi.org/10.1080/10447318.2018.1519145>
- Ashrafi, A., Zareravasan, A., Rabiee Savoji, S. y Amani, M. (2022). Exploring factors influencing students' continuance intention to use the learning management system (LMS): A multi-perspective framework. *Interactive Learning Environments*, 30(8), 1475-1497. <https://doi.org/10.1080/10494820.2020.1734028>
- Awang, P. (2015). *SEM made simple: A gentle approach to learning structural equation modeling*. MPWS Rich Publication.

- Baek, T. H. y Kim, M. (2023). Is ChatGPT scary good? How user motivations affect creepiness and trust in generative artificial intelligence. *Telematics and Informatics*, 83, 102030. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4416087>
- Baidoo-Anu, D. y Ansah, L. O. (2023). Education in the era of generative artificial intelligence (AI): Understanding the potential benefits of ChatGPT in promoting teaching and learning. *Journal of AI*, 7(1), 52-62. <https://doi.org/10.61969/jai.1337500>
- Bamigbola, A. A. y Adetimirin, A. E. (2020). Assessing determinants of perceived ease of use of institutional repositories by lecturers in Nigerian universities. *International Information & Library Review*, 52(2), 95-107. <https://doi.org/10.1080/10572317.2019.1662261>
- Bansal, H. y Khan, R. (2018). A review paper on human computer interaction. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 8(4), 53. <https://doi.org/10.23956/ijarcsse.v8i4.630>
- Basak, E., Gumussoy, C. A. y Calisir, F. (2015). Examining the factors affecting PDA acceptance among physicians: An extended technology acceptance model. *Journal of Healthcare Engineering*, 6(3), 399-418. <https://doi.org/10.1260/2040-2295.6.3.399>
- Bernabei, M., Colabianchi, S., Falegiami, A. y Costantino, F. (2023). Students' use of large language models in engineering education: A case study on technology acceptance, perceptions, efficacy, and detection chances. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 5, 100172. <https://doi.org/10.1016/j.caecai.2023.100172>
- Bhattacherjee, A. (2001). Understanding information systems continuance: An expectation-confirmation model. *MIS Quarterly*, 25, 351-370. <https://doi.org/10.2307/3250921>
- Bin-Nashwan, S. A., Sadallah, M. y Bouteraa, M. (2023). Use of ChatGPT in academia: Academic integrity hangs in the balance. *Technology in Society*, 75, 102370. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2023.102370>
- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A., Ziegler, D. M., Wu, J., Winter, C., ... Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners [Preprint]. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.14165>
- Cao, Y., Li, S., Liu, Y., Yan, Z., Dai, Y., Yu, P. S. y Sun, L. (2023). A comprehensive survey of AI-generated content (AIGC): A history of generative AI from GAN to ChatGPT [Preprint]. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2303.04226>
- Chen, C. C., Hsiao, K. L. y Li, W. C. (2020). Exploring the determinants of usage continuance willingness for location-based apps: A case study of bicycle-based exercise apps. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 55, 102097. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102097>
- Chen, S., Qiu, S., Li, H., Zhang, J., Wu, X., Zeng, W. y Huang, F. (2023). An integrated model for predicting pupils' acceptance of artificially intelligent robots as teachers. *Education and Information Technologies*, 28(9), 11631-11654. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11601-2>
- Choi, G., Nam, C. y Kim, S. (2019). The impacts of technology platform openness on application developers' intention to continuously use a platform: From an ecosystem perspective. *Telecommunications Policy*, 43(2), 140-153. <https://doi.org/10.1016/j.telpol.2018.04.003>
- Choung, H., David, P. y Ross, A. (2023). Trust in AI and its role in the acceptance of AI technologies. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 39(9), 1727-1739. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2050543>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power for the behavioural sciences*. Lawrence Erlbaum.

- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Emenike, M. E. y Emenike, B. U. (2023). Was this title generated by ChatGPT? Considerations for artificial intelligence text-generation software programs for chemists and chemistry educators. *Journal of Chemical Education*, 100(4), 1413-1418. <https://doi.org/10.1021/acs.jchemed.3c00063>
- Eppler, M., Ganjavi, C., Ramacciotti, L. S., Piazza, P., Rodler, S., Checcucci, E., Rivas, J. G., Kowalewski, K. F., Belenchón, I. R., Puliatti, S., Taratkin, M., Veccia, A., Baekelandt, L., Teoh, J. Y.-C., Soman, B. K., Wroclawski, M., Abreu, A., Porpiglia, F., Gill, I. S., ... Cacciamani, G. E. (2024). Awareness and Use of ChatGPT and Large Language Models: A Prospective Cross-sectional Global Survey in Urology. *European Urology*, 85(2), 146-153. <https://doi.org/10.1016/j.eururo.2023.10.014>
- Esposito, C., Tamburis, O., Su, X. y Choi, C. (2020). Robust decentralised trust management for the internet of things by using game theory. *Information Processing & Management*, 57(6), 102308. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2020.102308>
- Flavián, C., Pérez-Rueda, A., Belanche, D. y Casaló, L. V. (2022). Intention to use analytical artificial intelligence (AI) in services-the effect of technology readiness and awareness. *Journal of Service Management*, 33(2), 293-320. <https://doi.org/10.1108/JOSM-10-2020-0378>
- Folkinshteyn, D. y Lennon, M. (2016). Braving Bitcoin: A technology acceptance model (TAM) analysis. *Journal of Information Technology Case and Application Research*, 18(4), 220-249. <https://doi.org/10.1080/15228053.2016.1275242>
- Frieder, S., Pinchetti, L., Griffiths, R. R., Salvatori, T., Lukasiewicz, T., Petersen, P. y Berner, J. (2023). Mathematical capabilities of ChatGPT. En *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 36).
- Hair, J. F., Jr., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E. y Tatham, R. L. (2010). *Multivariate data analysis* (7th ed.). Pearson Prentice Hall.
- Haleem, A., Javaid, M. y Singh, R. P. (2022). An era of ChatGPT as a significant futuristic support tool: A study on features, abilities, and challenges. *BenchCouncil Transactions on Benchmarks, Standards and Evaluations*, 2(4), 100089. <https://doi.org/10.1016/j.tbench.2023.100089>
- Hong, S., Thong, J. Y. y Tam, K. Y. (2006). Understanding continued information technology usage behavior: A comparison of three models in the context of mobile internet. *Decision Support Systems*, 42(3), 1819-1834. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2006.03.009>
- Huang, X. y Zhi, H. (2023). Factors influencing students' continuance usage intention with virtual classroom during the COVID-19 pandemic: An empirical study. *Sustainability*, 15(5), 4420. <https://doi.org/10.3390/su15054420>
- Ifinedo, P. (2007). Investigating the antecedents of continuance intention of course management systems use among Estonian undergraduates. *International Journal of Information and Communication Technology Education (IJICTE)*, 3(4), 76-92. <https://doi.org/10.4018/jictc.2007100107>
- Iku-Silan, A., Hwang, G. J. y Chen, C. H. (2023). Decision-guided chatbots and cognitive styles in interdisciplinary learning. *Computers & Education*, 201, 104812. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104812>
- Ismail, A. R. A., Fujita, S., Sakamoto, K., Takahashi, H. y Panessai, I. Y. (2024). Emerging trends and challenges in chatbot technology: A Japanese industry perspective. *International Journal of Recent Technology and Applied Science (IJORTAS)*, 6(1), 46-60. <https://doi.org/10.36079/lamintang.ijortas-0601.708>

- Joo, S. y Choi, N. (2016). Understanding users' continuance intention to use online library resources based on an extended expectation-confirmation model. *The Electronic Library*, 34(4), 554-571. <https://doi.org/10.1108/EL-02-2015-0033>
- Joo, Y. J., Park, S. y Shin, E. K. (2017). Students' expectation, satisfaction, and continuance intention to use digital textbooks. *Computers in Human Behavior*, 69, 83-90. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.12.025>
- Kashive, N., Powale, L. y Kashive, K. (2020). Understanding user perception toward artificial intelligence (AI) enabled e-learning. *The International Journal of Information and Learning Technology*, 38(1), 1-19. <https://doi.org/10.1108/IJILT-05-2020-0090>
- Kelly, S., Kaye, S. A. y Oviedo-Trespalacios, O. (2023). What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? A systematic review. *Telematics and Informatics*, 77, 101925. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101925>
- Kline, R. B. (2023). *Principles and practice of structural equation modeling*. Guilford Publications.
- Li, K. (2023). Determinants of college students' actual use of AI-based systems: An extension of the technology acceptance model. *Sustainability*, 15(6), 5221. <https://doi.org/10.3390/su15065221>
- Limayem, M. y Cheung, C. M. (2008). Understanding information systems continuance: The case of Internet-based learning technologies. *Information & Management*, 45(4), 227-232. <https://doi.org/10.1016/j.im.2008.02.005>
- Liu, K. y Tao, D. (2022). The roles of trust, personalization, loss of privacy, and anthropomorphism in public acceptance of smart healthcare services. *Computers in Human Behavior*, 127, 107026. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.107026>
- Lowry, P. B. y Gaskin, J. (2014). Partial least squares (PLS) structural equation modeling (SEM) for building and testing behavioral causal theory: When to choose it and how to use it. *IEEE Transactions on Professional Communication*, 57(2), 123-146. <https://doi.org/10.1109/TPC.2014.2312452>
- Lund, B. D. y Wang, T. (2023). Chatting about ChatGPT: How may AI and GPT impact academia and libraries? *Library Hi Tech News*, 40(3), 26-29. <https://doi.org/10.1108/LHTN-01-2023-0009>
- Maheshwari, G. (2023). Factors influencing students' intention to adopt and use ChatGPT in higher education: A study in the Vietnamese context. *Education and Information Technologies*, 1-29. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12333-z>
- Mohr, S. y Kühl, R. (2021). Acceptance of artificial intelligence in German agriculture: An application of the technology acceptance model and the theory of planned behavior. *Precision Agriculture*, 22(6), 1816-1844. <https://doi.org/10.1007/s11119-021-09814-x>
- Mouakket, S. (2015). Factors influencing continuance intention to use social network sites: The Facebook case. *Computers in Human Behavior*, 53, 102-110. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.06.045>
- Mutahar, A. M., Daud, N. M., Thurasamy, R., Isaac, O. y Abdulsalam, R. (2018). The mediating of perceived usefulness and perceived ease of use: The case of mobile banking in Yemen. *International Journal of Technology Diffusion*, 9(2), 21-40. <https://doi.org/10.4018/IJTD.2018040102>
- Nikou, S. A. y Economides, A. A. (2017). Mobile-based assessment: Investigating the factors that influence behavioral intention to use. *Computers & Education*, 109, 56-73. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2017.02.005>
- Niu, B. y Mvondo, G. F. N. (2024). I am ChatGPT, the ultimate AI Chatbot! Investigating the determinants of users' loyalty and ethical usage concerns of ChatGPT. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 76, 103562. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103562>

- Nja, C. O., Idiege, K. J., Uwe, U. E., Meremikwu, A. N., Ekon, E. E., Erim, C. M., Ukah, J. U., Eyo, E. O., Anari, M. I. y Cornelius-Ukpepi, B. U. (2023). Adoption of artificial intelligence in science teaching: From the vantage point of the African science teachers. *Smart Learning Environments*, 10(42). <https://doi.org/10.1186/s40561-023-00261-x>
- OpenAI. (2023). *GPT-4 technical report*. Cornell University. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.08774>
- Park, E. (2020). User acceptance of smart wearable devices: An expectation-confirmation model approach. *Telematics and Informatics*, 47, 101318. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2019.101318>
- Patel, S. B. y Lam, K. (2023). ChatGPT: The future of discharge summaries? *The Lancet Digital Health*, 5(3), e107-e108. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(23\)00021-3](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(23)00021-3)
- Pillai, R., Sivathanu, B., Metri, B. y Kaushik, N. (2023). Students' adoption of AI-based teacher-bots (T-bots) for learning in higher education. *Information Technology & People*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1108/ITP-02-2021-0152>
- Polyportis, A. (2024). A longitudinal study on artificial intelligence adoption: Understanding the drivers of ChatGPT usage behavior change in higher education. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 6, 1324398. <https://doi.org/10.3389/frai.2023.1324398>
- Rahi, S., Alghizzawi, M. y Ngah, A. H. (2023). Factors influence user's intention to continue use of e-banking during COVID-19 pandemic: The nexus between self-determination and expectation confirmation model. *EuroMed Journal of Business*, 18(3), 380-396. <https://doi.org/10.1108/EMJB-12-2021-0194>
- Rahlina, N. A., Awangb, Z., Afthanorhanc, A. y Aimrand, N. (2019). The art of covariance based analysis in behaviour-based safety performance study using confirmatory factor analysis: Evidence from SMEs. *Measurement*, 7(10).
- Rahman, M. S., Sabbir, M. M., Zhang, J., Moral, I. H. y Hossain, G. M. S. (2023). Examining students' intention to use ChatGPT: Does trust matter? *Australasian Journal of Educational Technology*, 51, 51-71. <https://doi.org/10.14742/ajet.8956>
- Ramadhan, A., Hidayanto, A. N., Salsabila, G. A., Wulandari, I., Jaury, J. A. y Anjani, N. N. (2022). The effect of usability on the intention to use the e-learning system in a sustainable way: A case study at Universitas Indonesia. *Education and Information Technologies*, 1-34.
- Rudolph, J., Tan, S. y Tan, S. (2023). ChatGPT: Bullshit spewer or the end of traditional assessments in higher education? *Journal of Applied Learning and Teaching*, 6(1), 342-363. <https://doi.org/10.37074/jalt.2023.6.1.9>
- Sarstedt, M., Ringle, C. M. y Hair, J. F. (2014). PLS-SEM: Looking back and moving forward. *Long Range Planning*, 47(3), 132-137. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2014.02.008>
- Sarstedt, M., Ringle, C. M. y Hair, J. F. (2021). Partial least squares structural equation modeling. En *Handbook of Market Research* (pp. 587-632). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-57413-4_15
- Schulman, J., Zoph, B., Kim, C., Hilton, J., Menick, J., Weng, J., Ceron Uribe, J. F., Fedus, L., Metz, L., Pokorny, M., Gontijo Lopes, R., Zhao, S., Vijayvergiya, A., Sigler, E., Perelman, A., Voss, C., Heaton, M., Parish, J., ... Hesse, C. (2022, November 30). *Optimizing language models for dialogue*. OpenAI.
- Sekaran, U. y Bougie, R. (2016). *Research Methods for Business: A Skill-Building Approach*. 7th Edition, Wiley & Sons, West Sussex.
- Sestino, A. y D'Angelo, A. (2023). My doctor is an avatar! The effect of anthropomorphism and emotional receptivity on individuals' intention to use digital-based healthcare services. *Technological Forecasting and Social Change*, 191, Article 122505. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122505>

- Shubaiber, A. y Mashal, I. (2019). Understanding users' acceptance of smart homes. *Technology in Society*, 58, 101110. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2019.01.003>
- Stone, R. W. y Baker-Eveleth, L. (2013). Students' expectation, confirmation, and continuance intention to use electronic textbooks. *Computers in Human Behavior*, 29(3), 984-990. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2012.12.007>
- Tam, C., Santos, D. y Oliveira, T. (2020). Exploring the influential factors of continuance intention to use mobile apps: Extending the expectation confirmation model. *Information Systems Frontiers*, 22, 243-257. <https://doi.org/10.1007/s10796-018-9864-5>
- Torrent-Sellens, J., Jiménez-Zarco, A. I. y Saigí-Rubió, F. (2021). Do people trust in robot-assisted surgery? Evidence from Europe. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(23), 12519. <https://doi.org/10.3390/ijerph182312519>
- Tung, L. (2023). ChatGPT can write code. Now researchers say it's good at fixing bugs, too. *ZDNet*.
- van Dis, E. A., Bollen, J., Zuidema, W., Van Rooij, R. y Bockting, C. L. (2023). ChatGPT: Five priorities for research. *Nature*, 614(7947), 224-226. <https://doi.org/10.1038/d41586-023-00288-7>
- Venkatesh, V. y Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, 46(2), 186-204. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>
- Wandira, R., Fauzi, A. y Nurahim, F. (2024). Analysis of factors influencing behavioral intention to use cloud-based academic information system using extended technology acceptance model (TAM) and expectation-confirmation model (ECM). *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, 10(2), 179-190. <https://doi.org/10.20473/jisebi.10.2.179-190>
- Xu, J., Zhang, X., Li, H., Yoo, C. y Pan, Y. (2023). Is everyone an artist? A study on user experience of AI-based painting system. *Applied Sciences*, 13(11), 6496. <https://doi.org/10.3390/app13116496>
- Yu, C., Yan, J. y Cai, N. (2024). ChatGPT in higher education: Factors influencing ChatGPT user satisfaction and continued use intention. *Frontiers in Education*, 9, Article 1354929. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1354929>
- Yusoff, M. N. H. B., Zainol, F. A., Hafifi Ridzuan, R., Ismail, M. y Afthanorhan, A. (2021). Psychological traits and intention to use e-commerce among rural micro-entrepreneurs in Malaysia. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 16(5), 1827-1843. <https://doi.org/10.3390/jtaer16050102>

Información adicional

Cómo citar: Alshammari, S. H., Almankory, A. Z., & Alrashidi, M. E. (2025). The effects of awareness and trust on students' willingness to use ChatGPT: an integrated TAM-ECM model. [Efectos de la conciencia y confianza en la disposición estudiantil para usar ChatGPT: modelo TAM-ECM integrado]. *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 28(2), 155-180. <https://doi.org/10.5944/ried.28.2.43476>

Información adicional

redalyc-journal-id: 3314

**Disponible en:**

<https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=331481521016>

Cómo citar el artículo

Número completo

Más información del artículo

Página de la revista en redalyc.org

Sistema de Información Científica Redalyc

Red de revistas científicas de Acceso Abierto diamante
Infraestructura abierta no comercial propiedad de la
academia

Sultan Hammad Alshammari, Abdullah Zaid Almankory,
Muna Eid Alrashidi

**Efectos de la conciencia y confianza en la disposición
estudiantil para usar ChatGPT: modelo TAM-ECM
integrado**

**The effects of awareness and trust on students'
willingness to use ChatGPT: an integrated TAM-ECM
model**

RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia
vol. 28, núm. 2, p. 155 - 180, 2025

Asociación Iberoamericana de Educación Superior a
Distancia, España
ried@edu.uned.es

ISSN: 1138-2783

ISSN-E: 1390-3306

DOI: <https://doi.org/10.5944/ried.28.2.43476>



CC BY-NC 4.0 LEGAL CODE

**Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial 4.0
Internacional.**