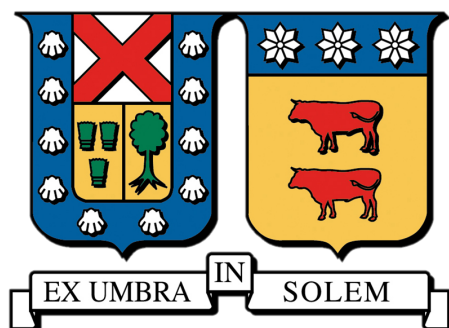




UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS

**ANÁLISIS DE LOS FACTORES QUE INFLUYEN EN LA INTENCIÓN
DE USO DE CHATGPT EN LA EDUCACIÓN SUPERIOR CHILENA**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

AUTOR

FELIPE DONOSO LIRA

PROFESOR GUÍA

DIEGO YAÑEZ

VALPARAÍSO DE CHILE, JUNIO 2025



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): ☒ Memoria o trabajo de título; ☐ Tesis de Postgrado;

Título del trabajo: Análisis de los factores que influyen en la intención
de uso de Chat GPT en la educación superior Chilena

Nombre del candidato(a): Felipe Antonio Giuseppe Donoso Lira

Carrera / Grado: Ingeniería Civil Industrial

Campus: Casa Central Valparaíso; **Departamento:** Industrias

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Diego Yáñez Martínez, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución

3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL

☒ El trabajo **NO contiene información que amerite confidencialidad** y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

☐ El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (embargo) por:

☐ 6 meses; ☐ 12 meses; ☐ 2 años; ☐ 3 años; ☐ 5 años; ☐ 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: 09-07-2025

; Firma:

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 09-07-2025

; Firma:

Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.

Tabla de Contenidos

1. Resumen ejecutivo	4
2. Problema de Investigación	6
3. Objetivos	8
3.1. Objetivo General	8
3.2. Objetivos Específicos	8
4. Marco teórico	9
4.1. Inteligencia Artificial y Chatbots en la Educación Superior	9
4.1.1. Definición y Evolución de la Inteligencia Artificial (IA)	9
4.1.2. Ramas de la inteligencia artificial	10
4.1.3. Chatboots	11
4.1.4. Impacto de la IA en la Educación	12
4.1.5. Historia y Evolución de ChatGPT	13
4.1.6. Otros Modelos de IA	14
4.1.7. Funciones y Aplicaciones en Educación Universitaria	15
4.2. Modelo Unificado de Aceptación y Uso de Tecnología (UTAUT)	16
4.2.1. Expectativa de Rendimiento (PE)	17
4.2.2. Expectativa de Esfuerzo (EE)	17
4.2.3. Influencia Social (SI)	17
4.2.4. Condiciones Facilitadoras (FC)	17
4.3. Extensión del Modelo UTAUT para la Adopción de IA en Educación	18

4.3.1. Confianza en la Tecnología (TR)	19
4.3.2. Riesgo Percibido (PR)	19
4.3.3. Obligación Moral (MO)	20
4.4. Modelo de ecuaciones Estructurales (SEM)	21
4.4.1. Diagrama de Senderos	22
4.4.2. Análisis bondad de ajuste	22
5. Metodología	24
5.1. Revisión bibliográfica	24
5.2. Encuesta	26
5.3. Análisis confirmatorio	28
6. Resultados	30
6.1. Análisis demográfico de la muestra	30
6.2. Confiabilidad interna	31
6.3. Resultados análisis confirmatorio	34
6.4. Modificación del modelo	36
6.5. Evaluación de las hipótesis	38
7. Conclusiones	40
8. Implicancias teóricas y prácticas	44
9. Limitaciones	46

Agradecimientos

Quiero agradecer a todas las personas que contribuyeron tanto a la realización de este trabajo de investigación como a mi proceso formativo a lo largo de esta carrera. En especial, a:

Mi papá, por su confianza y constante apoyo moral.

Mi mamá, por estar siempre dispuesta a escuchar y aconsejar.

Mis hermanos, Benjamín, José-Tomás y María Francisca, por las risas y el cariño que me entregan día a día.

Los profesores que me guiaron durante este camino, en particular a Diego Yáñez, por su disposición y acompañamiento en este proceso.

Y a todos los amigos que hicieron que estos cinco años pasaran volando, especialmente a Joaquín Fuentes.

Por todo lo anterior, muchas gracias.

1. Resumen ejecutivo

El presente estudio de investigación tiene como objetivo principal analizar los factores que influyen en la intención de uso de ChatGPT por parte de estudiantes de educación superior. Para ello, se utilizó un modelo teórico basado en una adaptación del modelo UTAUT (Unified Theory of Acceptance and Use of Technology), que incluyó constructos clásicos como expectativa de rendimiento (PE), expectativa de esfuerzo (EE) e influencia social (SI), junto con variables complementarias como confianza (TR), riesgo percibido (PR) y obligación moral (MO), con el fin de explicar de manera más integral el comportamiento de los estudiantes frente al uso de esta herramienta de inteligencia artificial.

La recolección de datos se realizó mediante una encuesta online aplicada a estudiantes universitarios, obteniéndose un total de 245 respuestas válidas, de las cuales un 61 % correspondía a estudiantes de la Universidad Técnica Federico Santa María. Para el análisis de datos se utilizó el software AMOS a través de la técnica de modelado de ecuaciones estructurales (SEM), lo que permitió evaluar tanto la validez del modelo como la significancia de las relaciones propuestas entre los constructos latentes.

Los resultados revelaron que la expectativa de rendimiento (PE) fue el factor más influyente en la intención de uso de ChatGPT ($\beta = 0,439$), indicando que los estudiantes valoran la herramienta por su utilidad para mejorar el rendimiento académico, optimizar el tiempo y facilitar la elaboración de tareas. Por el contrario, el constructo expectativa de esfuerzo (EE) fue eliminado por falta de significancia, lo que sugiere que la facilidad de uso de ChatGPT ya no representa una barrera relevante. Asimismo, la confianza (TR) no mostró un efecto directo sobre la intención de uso, aunque sí presentó un efecto negativo sobre el riesgo percibido (PR), actuando como variable

mediadora. Se destaca también que la obligación moral (MO) tuvo un efecto negativo significativo sobre la intención de uso, lo que evidencia la existencia de conflictos morales o normativos en torno a la utilización de IA por parte de algunos estudiantes.

En base a estos hallazgos, se proponen recomendaciones orientadas a la formulación de políticas institucionales claras sobre el uso de inteligencia artificial en el ámbito académico, promoviendo una integración pedagógica y responsable de herramientas como ChatGPT. Finalmente, se identifican como principales limitaciones del estudio el carácter transversal de la medición, la concentración de la muestra en una sola institución, y la baja fiabilidad del constructo riesgo percibido, lo que abre la posibilidad de incluir nuevas variables en investigaciones futuras para mejorar la explicación de la intención de uso de ChatGPT

2. Problema de Investigación

La inteligencia artificial (IA) ha revolucionado distintos sectores, y la educación superior no ha sido la excepción (KROFF et al., 2024). La integración de modelos de lenguaje basados en IA, como ChatGPT, ha generado nuevas dinámicas en los procesos de enseñanza y evaluación, permitiendo la automatización de tareas, la generación de contenido académico y la asistencia en la resolución de problemas (Sabzalieva and Valentini, 2023). Estas herramientas han sido adoptadas por estudiantes de diversas universidades alrededor del mundo como un apoyo en su aprendizaje, optimizando tiempos y mejorando el acceso a información académica (Farrokhnia et al., 2024).

No obstante, junto con estos avances, han surgido inquietudes respecto a su impacto en la ética académica, la autonomía del aprendizaje y la validez de los procesos evaluativos. En países como Estados Unidos y Hong Kong, estudios recientes han mostrado que una parte significativa de los estudiantes utiliza ChatGPT para la elaboración de ensayos y resolución de exámenes, lo que ha llevado a las universidades a cuestionarse sobre los efectos de esta tecnología en la formación profesional (Chow, 2023).

En el contexto chileno, la investigación sobre la adopción de ChatGPT en educación superior aún está en una etapa inicial. La ausencia de lineamientos claros sobre su uso en contextos académicos ha generado un escenario de incertidumbre, tanto en quienes evalúan como en quienes aprenden. Algunos estudios han abordado su impacto general en la enseñanza y el aprendizaje; sin embargo, persisten desafíos relevantes en términos de regulación, percepción institucional y aceptación por parte de docentes y estudiantes (Moller-Acuña et al., 2024).

Frente a este escenario, surge la necesidad de comprender los factores que influyen en la aceptación y uso de ChatGPT, considerando tanto las oportunidades como las barreras que afectan

su adopción en la educación superior. Para ello, se utilizará como base el Modelo Unificado de Aceptación y Uso de la Tecnología (UTAUT), el cual ha sido adaptado para incorporar variables adicionales como la confianza, el riesgo percibido y la obligación moral (Lai et al., 2024). Este enfoque se operacionalizará mediante el uso de modelado de ecuaciones estructurales (SEM), permitiendo analizar de manera rigurosa la relación entre las distintas variables que inciden en la intención de uso de ChatGPT.

Dado lo expuesto anteriormente, se plantean las siguientes preguntas de investigación: ¿cuáles son los principales factores que determinan la intención de uso de ChatGPT por parte de estudiantes universitarios en Chile? y ¿cómo influyen la confianza, el riesgo percibido y la obligación moral en dicha decisión?

3. Objetivos

3.1. Objetivo General

Analizar los factores que inciden en la aceptación y uso de ChatGPT por parte de los estudiantes de educación superior en Chile, con el propósito de generar recomendaciones fundamentadas que faciliten su integración ética y efectiva en los entornos académicos.

3.2. Objetivos Específicos

- Identificar los factores determinantes en la aceptación y uso de ChatGPT por parte de los estudiantes de educación superior en Chile, considerando variables como confianza en la tecnología, percepción de riesgo, obligación moral y expectativa de rendimiento.
- Analizar la relación entre estos factores y la disposición de los estudiantes a utilizar ChatGPT en entornos académicos, mediante un análisis cuantitativo de tipo causal
- Proponer recomendaciones fundamentadas para la integración moral y efectiva de ChatGPT en el ámbito universitario chileno, con el objetivo de orientar la formulación de políticas institucionales y estrategias pedagógicas para su uso responsable.

4. Marco teórico

4.1. Inteligencia Artificial y Chatbots en la Educación Superior

4.1.1. Definición y Evolución de la Inteligencia Artificial (IA)

La inteligencia artificial (IA) es una rama de la informática dedicada al desarrollo de sistemas capaces de realizar tareas cognitivas humanas, como el procesamiento del lenguaje natural, el reconocimiento de patrones y la toma de decisiones autónoma (Diego et al., 2023). Desde su concepción, la IA ha evolucionado significativamente, pasando de modelos basados en reglas explícitas a enfoques de aprendizaje profundo que imitan la estructura y el funcionamiento del cerebro humano (Shao et al., 2022).

El concepto de IA fue anticipado en los trabajos de Alan Turing en los años 50, quien exploró la posibilidad de que las máquinas imiten la inteligencia humana. En 1956, John McCarthy formalizó el término 'inteligencia artificial' en la Conferencia de Dartmouth, sentando las bases para su desarrollo como disciplina científica (McCarthy et al., 2006). Durante las primeras décadas, la investigación en IA se centró en el desarrollo de sistemas expertos y algoritmos de búsqueda, logrando avances en la resolución automatizada de problemas y la optimización de procesos (Nils-son, 1998).

Con la llegada del aprendizaje automático y las redes neuronales en las décadas de 1980 y 1990, la IA logró mejorar su capacidad de adaptación y aprendizaje, dando paso a aplicaciones más sofisticadas en áreas como el reconocimiento de voz y la visión computacional (LeCun et al., 2015). En la actualidad, la IA se basa en modelos de aprendizaje profundo que permiten el desarrollo de sistemas altamente precisos en el procesamiento del lenguaje natural, como ChatGPT.

4.1.2. Ramas de la inteligencia artificial

El aprendizaje automático (ML) está tan extendido hoy en día que a veces se piensa que es sinónimo de inteligencia artificial, cuando en realidad es solo un subconjunto de esta. De hecho, aún existen muchas aplicaciones de IA que no utilizan aprendizaje automático, o que lo hacen en conjunto con métodos clásicos (Miao et al., 2021).

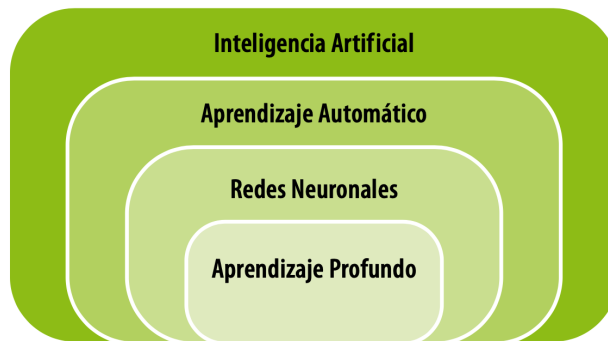


Figura 1: Ramas de la IA. Fuente (Miao et al., 2021)

La Figura 1 representa de forma esquemática cómo se organizan las principales ramas de la IA desde una perspectiva jerárquica y evolutiva. A continuación, se describen brevemente estas ramas.

IA Clásica (Sistemas Expertos): Simulan el razonamiento de un especialista humano a través de secuencias de IF... (SI) THEN... (ENTONCES) y reglas lógicas condicionales. No aprenden por sí mismos, pero son útiles en contextos donde el conocimiento puede estructurarse de forma precisa (d. Baker Ed. et al., 2010).

Aprendizaje Automático (Machine Learning, ML): Permite que los sistemas aprendan a partir de datos, identificando patrones para mejorar su rendimiento sin ser programados de forma explícita. Se aplica en tareas como clasificación, predicción y recomendación (Baker and Siemens, 2014).

Redes neuronales artificiales (RNA): Las redes neuronales artificiales son un tipo de modelo dentro del aprendizaje automático que emula, de forma simplificada, el funcionamiento del cerebro humano. Estas redes están compuestas por capas de nodos interconectados (neuronas artificiales) que procesan información de manera distribuida (Miao et al., 2021).

Redes Neuronales Profundas (RNP): El aprendizaje profundo es una evolución de las RNA que emplea múltiples capas ocultas, dando lugar a las llamadas redes neuronales profundas (RNP). Estas redes permiten una representación jerárquica y progresiva de los datos, facilitando la resolución de tareas complejas como la visión por computadora, el reconocimiento de voz o la generación de lenguaje natural. Gracias al deep learning, han surgido modelos de gran escala como ChatGPT, que utilizan esta arquitectura para generar texto coherente y contextualizado (Caldarini et al., 2022)

Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN): Es la rama de la IA que busca que las máquinas comprendan y generen lenguaje humano, ya sea en forma escrita o hablada. Se utiliza en asistentes virtuales, traductores automáticos y modelos de texto como ChatGPT (Cambria and White, 2014).

4.1.3. Chatbots

Una de las expresiones más visibles y ampliamente adoptadas de la IA en la actualidad son los chatbots, los cuales han ganado protagonismo gracias a su capacidad para interactuar con usuarios mediante lenguaje natural (Gravel et al., 2023).

Los chatbots son sistemas de software diseñados para simular conversaciones humanas a través de interfaces de texto o voz, utilizando inteligencia artificial (IA) para procesar y generar respuestas en tiempo real (Caldarini et al., 2022). Su funcionamiento se basa en elementos de las ramas

previamente descritas como el procesamiento del lenguaje natural (PLN) y el aprendizaje automático (ML), que les permiten interpretar preguntas, extraer intenciones y proporcionar respuestas contextualizadas.

Dependiendo de su nivel de sofisticación, estos sistemas pueden realizar tareas simples, como responder preguntas frecuentes, hasta tareas más complejas que implican el análisis del lenguaje, el seguimiento de contextos conversacionales prolongados o la personalización de respuestas.

4.1.4. Impacto de la IA en la Educación

En el ámbito educativo, la IA ha permitido el desarrollo de plataformas de aprendizaje adaptativo, la automatización de evaluaciones y la generación de contenido personalizado para los estudiantes (Holmes et al., 2019). Su integración en la educación superior ha facilitado la personalización de la enseñanza, adaptando los recursos de aprendizaje a las necesidades individuales de los estudiantes y permitiendo un acceso más equitativo al conocimiento.

En el contexto de la educación superior chilena, el uso de la IA se encuentra en una fase de crecimiento, con universidades explorando nuevas aplicaciones para mejorar la enseñanza y la gestión educativa (KROFF et al., 2024). No obstante, su implementación enfrenta desafíos relacionados con la capacitación docente, la infraestructura tecnológica y la aceptación de los estudiantes. Es crucial analizar la adopción de IA en educación superior para definir estrategias que maximicen su impacto positivo y mitiguen riesgos relacionados con ética, accesibilidad y equidad en la enseñanza (Holmes et al., 2019).

4.1.5. Historia y Evolución de ChatGPT

Uno de los mayores exponentes de la inteligencia artificial en la educación es ChatGPT (Malmström et al., 2023). Este modelo de lenguaje, desarrollado por OpenAI, forma parte de la familia Generative Pre-trained Transformer (GPT). Este tipo de modelo se basa en la arquitectura transformer, una innovación en redes neuronales presentada por Vaswani et al. (2017), que revolucionó el procesamiento de lenguaje natural al permitir un manejo eficiente del contexto a largo plazo en los textos.

A diferencia de los chatbots tradicionales basados en reglas, ChatGPT no depende de flujos conversacionales fijos. En su lugar, utiliza aprendizaje profundo y técnicas de procesamiento del lenguaje natural para generar respuestas adaptadas al contexto, con un alto grado de coherencia y fluidez. Su entrenamiento en grandes volúmenes de datos textuales le permite responder a una amplia variedad de temas, mantener continuidad en las conversaciones y ajustar su tono o estilo según las instrucciones del usuario (Diego et al., 2023).

Versión	Año de lanzamiento	Características y/o funciones
GPT	2018	Tenía 117 millones de parámetros.
GPT 2	2019	Tenía 1,5 mil millones.
GPT 3	2020	Tenía de 12 a 96 capas y llegó a 175000 millones de parámetros. Un modelo de lenguaje autorregresivo, abierto, público y gratuito, y capaz de programar, diseñar, "hablar" de política, economía y disímiles temas.
GPT 3.5	noviembre 2022	Se basa en 100 trillones de parámetros, casi 600 veces más que sus antecesores.
GPT 4	15 de marzo 2023	Sus capacidades están directamente relacionadas al lenguaje para que logre respuestas más seguras y útiles; mayor precisión en tareas como generación de textos, resúmenes, traducción automática, respuestas complejas, simulando el lenguaje humano. Incorpora diferentes plugins que dan mayor versatilidad a la "herramienta" interpretando textos de audio.

Tabla 1: Características y funciones de las versiones de GPT, Fuente:(Diego et al., 2023)

4.1.6. Otros Modelos de IA

El desarrollo de modelos de inteligencia artificial (IA) que pueden ser aplicados a la educación no se limita a ChatGPT. Existen diversas herramientas que pueden llegar a mejorar la experiencia de aprendizaje:

- **IBM Watson Tutor:** Enfocado en la tutoría personalizada mediante análisis de datos del estudiante para proporcionar contenido adaptativo (Cloud, 2025).
- **Google BERT:** Aunque no es un chatbot conversacional, ha sido utilizado para mejorar la comprensión de preguntas en motores de búsqueda educativos (Devlin et al., 2019).
- **DeepMind AlphaCode:** Especializado en la enseñanza de programación, utilizado en entornos educativos para la mejora en la resolución de problemas computacionales (Pascual, 2022).
- **Elicit:** Asistente de investigación basado en IA diseñado para ayudar a estudiantes y académicos a encontrar y sintetizar literatura científica (Ought, 2023).
- **DeepSeek:** Un modelo de lenguaje que destaca por integrar funciones de búsqueda y generación de texto, siendo útil en áreas técnicas como programación, matemáticas y ciencias aplicadas (DeepSeek, 2024).
- **Qanda:** Plataforma centrada en resolver ejercicios matemáticos y científicos mediante reconocimiento de imágenes y respuestas generadas por IA (Mathpresso, 2023).

Si bien actualmente la mayoría de las grandes empresas ofrecen aplicaciones basadas en inteligencia artificial, como las anteriormente presentadas (Miao et al., 2021), OpenAI fue pionera

en este ámbito con la creación de ChatGPT, el cual se ha consolidado como una de las herramientas más utilizadas. Por ello, este estudio se centrará específicamente en su análisis (Malmström et al., 2023).

4.1.7. Funciones y Aplicaciones en Educación Universitaria

Considerando su creciente adopción en contextos académicos, resulta pertinente identificar y describir las principales funciones y aplicaciones que ChatGPT ofrece en el ámbito educativo. A continuación, se presentan los usos más relevantes de esta herramienta:

- **Generación de contenido educativo:** Puede crear materiales de estudio personalizados, resúmenes de textos académicos y ejemplos prácticos sobre distintos temas, facilitando la comprensión de conceptos clave (Holmes et al., 2019).
- **Explicación de conceptos complejos:** Actúa como un asistente de tutoría para explicar teorías complejas en diversas disciplinas, desde matemáticas hasta humanidades, permitiendo que los estudiantes interactúen con la información en un formato más accesible (Singh et al., 2023).
- **Evaluación y retroalimentación instantánea:** Proporciona respuestas inmediatas a consultas de los estudiantes, lo que optimiza la retroalimentación en procesos de evaluación y permite detectar errores conceptuales de manera rápida (Singh et al., 2023).

Sin embargo, junto con estas ventajas, también existen riesgos relevantes en el uso de ChatGPT. Entre ellos se encuentra la posible dependencia tecnológica por parte de los estudiantes, la generación de respuestas inexactas o sesgadas, y el uso indebido en tareas académicas que podría facilitar el plagio (Rahman et al., 2023).

Para reducir los riesgos asociados con la dependencia de ChatGPT en el ámbito académico, es fundamental complementar su uso con estrategias que promuevan la validación crítica de la información. Según Rahman et al. (2023), dado que esta herramienta puede generar referencias inexistentes y contenido impreciso, su implementación debe ir acompañada de mecanismos de supervisión y verificación de fuentes confiables para garantizar su uso adecuado en entornos educativos.

4.2. Modelo Unificado de Aceptación y Uso de Tecnología (UTAUT)

La integración de la inteligencia artificial (IA) y herramientas como ChatGPT en la educación superior plantea importantes desafíos y oportunidades en términos de aceptación y adopción tecnológica. Para entender estos procesos, es fundamental recurrir a modelos que expliquen cómo y por qué los individuos deciden utilizar tecnologías específicas en contextos académicos. En este sentido, el Modelo Unificado de Aceptación y Uso de Tecnología (UTAUT, por sus siglas en inglés), desarrollado por Venkatesh et al. (2003), proporciona un marco integral para analizar los factores determinantes de la adopción tecnológica.

El modelo UTAUT, derivado de teorías previas como el Modelo de Aceptación de Tecnología (TAM), se ha consolidado como uno de los enfoques más utilizados para estudiar la aceptación tecnológica en diversos ámbitos, incluyendo el educativo (Venkatesh et al., 2012).

De acuerdo con este modelo, la intención de uso de una tecnología está influenciada por cuatro factores principales:

4.2.1. Expectativa de Rendimiento (PE)

La expectativa de rendimiento se define como el grado en que un individuo percibe que el uso de una tecnología mejorará su desempeño en una tarea determinada (Venkatesh et al., 2003). En el contexto de la educación superior, este factor es crítico, ya que los estudiantes están más dispuestos a adoptar herramientas tecnológicas como ChatGPT si consideran que les ayudarán a mejorar su rendimiento académico.

4.2.2. Expectativa de Esfuerzo (EE)

La expectativa de esfuerzo se refiere a la percepción de facilidad de uso de una tecnología por parte del usuario. Según UTAUT, cuanto menor sea la dificultad percibida en el uso de una herramienta tecnológica, mayor será la intención de adoptarla (Venkatesh et al., 2003).

4.2.3. Influencia Social (SI)

La influencia social dentro del modelo UTAUT se define como el grado en que los individuos perciben que personas importantes para ellos (compañeros, docentes, autoridades académicas) aprueban o fomentan el uso de una tecnología (Venkatesh et al., 2003). En entornos educativos, este factor tiene un impacto significativo, ya que la recomendación de profesores o la percepción de que el uso de una herramienta es generalizado entre los compañeros de estudio puede motivar su adopción.

4.2.4. Condiciones Facilitadoras (FC)

Las condiciones facilitadoras se refieren a la disponibilidad de recursos, infraestructura y soporte técnico que permite a los usuarios adoptar una tecnología sin dificultades (Venkatesh

et al., 2003).este factor implica el acceso a dispositivos electrónicos, conexión a internet estable y capacitación adecuada en el uso de la tecnología.

4.3. Extensión del Modelo UTAUT para la Adopción de IA en Educación

Si bien el modelo UTAUT ha sido una herramienta eficaz para analizar la adopción de tecnologías en diversos contextos, su aplicación en el ámbito de la educación requiere una ampliación que considere factores adicionales que permitan una evaluación más integral (Lai et al., 2024). Por lo que, la presente investigación tomará como base el modelo UTAUT extendido, propuesto por Chung Yee Lai en 2024 para analizar la adopción de ChatGPT, incorporando las siguientes variables:

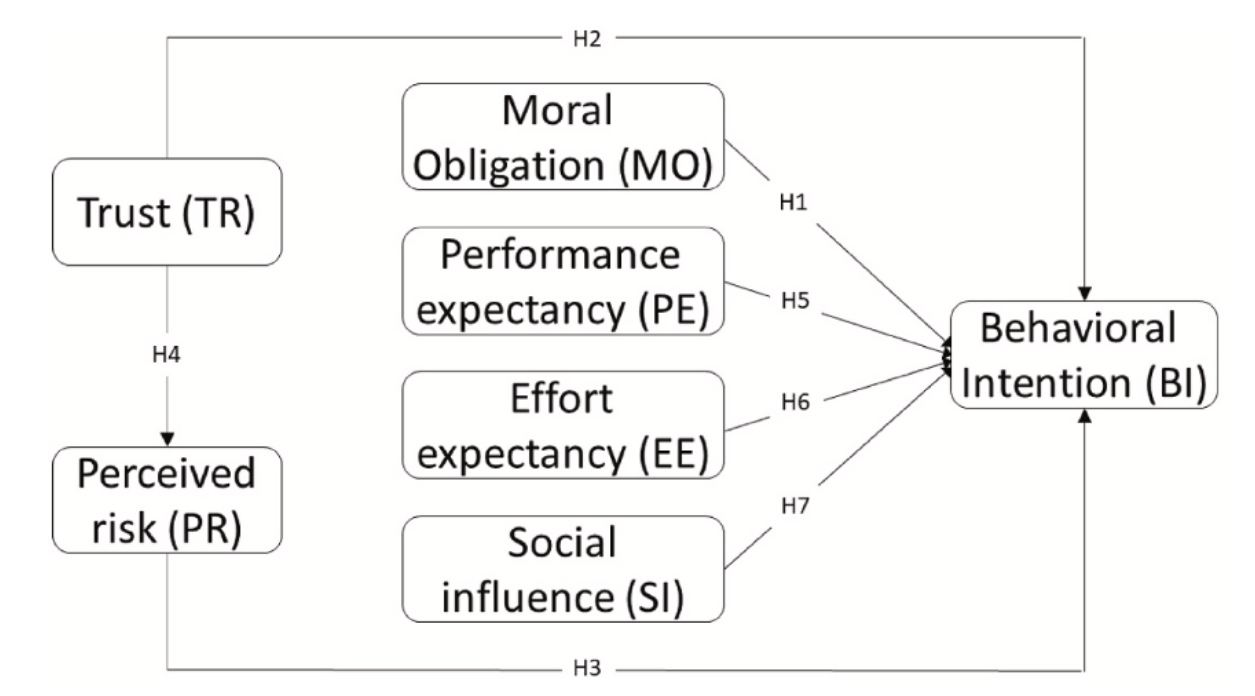


Figura 2: Modelo Propuesto para la prueba de hipótesis. Fuente (Lai et al., 2024)

4.3.1. Confianza en la Tecnología (TR)

La confianza se refiere a la percepción de los estudiantes respecto a la integridad, capacidad y fiabilidad de la tecnología utilizada. Se relaciona con la disposición del individuo a aceptar ciertos riesgos o vulnerabilidades en función de sus expectativas positivas sobre las intenciones o acciones de una tecnología específica. Según Cheung and Lai (2022), la confianza en la competencia tecnológica mejora significativamente la seguridad con la que se toman decisiones respecto a su uso.

En estudios previos (Jo, 2023), se concluyó que la percepción positiva de los estudiantes sobre la seguridad y beneficios del uso de esta herramienta incrementó significativamente su adopción en contextos académicos generales. Por otro lado, Rahman et al. (2023) resaltaron el papel moderador de la confianza sobre la relación entre el disfrute percibido y la actitud hacia la adopción de ChatGPT para propósitos educativos. En este estudio se define la confianza como la percepción estudiantil sobre la fiabilidad e integridad de ChatGPT al apoyar sus procesos académicos.

4.3.2. Riesgo Percibido (PR)

El riesgo percibido en tecnología se define como la percepción de incertidumbre, seriedad y posibilidad de pérdida asociadas con el uso de una tecnología, incluyendo preocupaciones sobre privacidad y seguridad de datos (Lai et al., 2024). Este concepto ha sido ampliamente estudiado en la adopción de nuevas tecnologías, ya que los usuarios tienden a evaluar los riesgos potenciales antes de decidir su uso.

En el contexto educativo, el riesgo percibido en herramientas de inteligencia artificial (IA), como ChatGPT, se ha asociado con preocupaciones sobre la seguridad de los datos personales, la

precisión de la información generada y el impacto en la integridad académica (Lai et al., 2024). Además, estudios han señalado que ChatGPT puede generar respuestas con referencias ficticias o inexactas, lo que contribuye a la percepción de riesgo en su uso en ámbitos académicos (Rahman et al., 2023).

Según investigaciones previas, el riesgo percibido puede actuar como una barrera para la adopción de tecnología, incluso cuando esta ofrece beneficios evidentes. (Lai et al., 2024) encontraron que los estudiantes que perciben un alto nivel de riesgo en la privacidad de sus datos o en la fiabilidad de la información generada por IA tienen menos probabilidades de utilizar estas herramientas en su aprendizaje.

4.3.3. Obligación Moral (MO)

La obligación moral se refiere a la percepción interna sobre la responsabilidad personal frente a realizar o evitar ciertas acciones. Investigaciones previas indican que las personas consideran factores internos, como la culpa y la moralidad, al decidir involucrarse o no en conductas éticamente cuestionables (Cheung and Lai, 2022). En contextos académicos, utilizar herramientas como ChatGPT genera inquietudes éticas relacionadas con la integridad, debido a la dificultad para identificar claramente las fuentes originales del contenido generado (Gravel et al., 2023). Esto podría llevar a que algunos estudiantes consideren inmoral apoyarse en ChatGPT para realizar evaluaciones. En el contexto del presente estudio, la obligación moral se refiere precisamente a la percepción de los estudiantes sobre su responsabilidad moral de no utilizar ChatGPT al desarrollar actividades académicas.

4.4. Modelo de ecuaciones Estructurales (SEM)

Los modelos de ecuaciones estructurales constituyen una técnica estadística que permite evaluar y modelar relaciones complejas entre múltiples variables, tanto observadas como latentes. Este método es útil para integrar diversas ecuaciones lineales y establecer relaciones de dependencia e independencia entre variables, ofreciendo un análisis más profundo que los modelos tradicionales de regresión (Escobedo et al., 2016).

Entre las principales características del SEM está su capacidad para representar variables latentes, que son conceptos abstractos no directamente observables, así como la posibilidad de considerar simultáneamente múltiples relaciones causales entre variables. Esto convierte al SEM en una herramienta robusta para investigaciones en las que se busque contrastar hipótesis teóricas con datos empíricos (Manzano Patiño, 2017).

La aplicación de SEM implica seguir un proceso compuesto por seis fases fundamentales: especificación del modelo, identificación, estimación de parámetros, evaluación del ajuste, reespecificación del modelo e interpretación de los resultados. En la fase de especificación se establece la relación hipotética entre variables latentes y observadas; en la identificación se asegura que el modelo propuesto sea matemáticamente viable; durante la estimación de parámetros se determinan los valores específicos de cada relación planteada; la evaluación del ajuste comprueba qué tan bien el modelo refleja los datos; la reespecificación del modelo permite realizar ajustes para mejorar su precisión; y finalmente, en la interpretación de resultados, se analizan las relaciones establecidas y se validan o rechazan las hipótesis planteadas (Ruiz et al., 2010).

4.4.1. Diagrama de Senderos

Una de las ventajas del Modelo de Ecuaciones Estructurales es que permite visualizar gráficamente las relaciones entre las variables a través de lo que se conoce como diagrama de sendero.

A continuación, se describen los elementos que componen este tipo de representación:

- **Círculos/Elipses:** Factores latentes no observados.
- **Rectángulos:** Variables observables.
- **Flechas unidireccionales:** Efecto de una variable sobre otra.
- **Flechas bidireccionales:** Covarianzas o correlaciones.

4.4.2. Análisis bondad de ajuste

Para evaluar el grado en que el modelo propuesto representa adecuadamente los datos observados, existen diversos índices de bondad de ajuste, tanto absolutos como relativos y ajustados por parsimonia. A continuación, se presentan los principales indicadores y sus valores recomendados (Byrne, 2010).

Índice	Umbral recomendado
χ^2 (Chi-cuadrado)	$p > 0.05$
CFI (Comparative Fit Index)	≥ 0.90
NFI (Normed Fit Index)	≥ 0.90
RMSEA	≤ 0.08
PCFI	≥ 0.50
PNFI	≥ 0.50

Tabla 2: Resumen de índices de ajuste del modelo. Elaboración propia

Los índices ajustados por parsimonia (PNFI y PCFI) permiten evaluar si el modelo logra un

equilibrio entre ajuste estadístico y simplicidad estructural. Su inclusión es especialmente relevante cuando se trabaja con modelos de alta complejidad (Byrne, 2010).

Ajuste de medida

El ajuste de medida se refiere a la consistencia interna de los constructos latentes, es decir, al grado en que los ítems que componen una escala están correlacionados entre sí (Oviedo and Campo-Arias, 2005). Para evaluar esta consistencia se utiliza el coeficiente alfa de Cronbach, un indicador ampliamente aceptado para medir la fiabilidad de escalas. Valores de alfa superiores a 0.70 son considerados adecuados (Oviedo and Campo-Arias, 2005).

5. Metodología

En esta sección se describe el procedimiento seguido para obtener los resultados del estudio. Se inicia con una revisión bibliográfica que permite contextualizar teóricamente y establecer las hipótesis de investigación. A continuación, se presenta la encuesta utilizada como instrumento de recolección de datos, detallando su estructura y los criterios considerados para su elaboración. Finalmente, se entrega una visión general del proceso de análisis realizado mediante modelado de ecuaciones estructurales (SEM), técnica que permitió validar el modelo propuesto, evaluar la relación entre los constructos y contrastar empíricamente las hipótesis planteadas.

5.1. Revisión bibliográfica

Esta revisión abarcó temas como la definición y principales ramas de la IA, el desarrollo y funcionamiento de los chatbots, la evolución y características técnicas de ChatGPT, así como su impacto en los procesos de enseñanza y aprendizaje en la educación superior. Todo este análisis permitió comprender el contexto tecnológico y académico del fenómeno estudiado, así como identificar los principales marcos teóricos utilizados para analizar su adopción, destacando entre ellos el modelo UTAUT.

El modelo propuesto (Figura 2) fue extraído del reciente estudio realizado por Lai et al. (2024) quienes analizaron el uso de ChatGPT en evaluaciones académicas en el contexto de la educación superior en Hong Kong. A partir de dicho estudio, se integraron las variables tradicionales del modelo UTAUT —expectativa de rendimiento, expectativa de esfuerzo e influencia social— junto con variables adicionales que han demostrado ser relevantes en la adopción de tecnologías basadas en inteligencia artificial, como la confianza en la tecnología, el riesgo percibido

y la obligación moral.

A partir de este modelo teórico, se formularon las siguientes hipótesis:

- **H1:** La obligación moral (*MO*) tiene un efecto negativo sobre la intención de uso (*BI*) de los estudiantes.
- **H2:** La confianza (*TR*) tiene un efecto positivo sobre la intención de uso (*BI*) de los estudiantes.
- **H3:** El riesgo percibido (*PR*) tiene un efecto negativo sobre la intención de uso (*BI*) de los estudiantes.
- **H4:** El riesgo percibido (*PR*) tiene un efecto mediador en la relación entre la confianza (*TR*) y la intención de uso (*BI*) de los estudiantes.
- **H5:** La expectativa de rendimiento (*PE*) tiene un efecto positivo sobre la intención de uso (*BI*) de los estudiantes.
- **H6:** La expectativa de esfuerzo (*EE*) tiene un efecto positivo sobre la intención de uso (*BI*) de los estudiantes.
- **H7:** La influencia social (*SI*) tiene un efecto positivo sobre la intención de uso (*BI*) de los estudiantes.

Adicionalmente a las siete hipótesis originales del modelo propuesto por Lai et al. (2024), se decide agregar una octava hipótesis.

- **H8:** La influencia social (*SI*) tiene un efecto negativo sobre la obligación moral (*MO*).

Esta relación se respalda en la teoría del desarrollo moral de Kohlberg, recogida por Noguera (2018), quien sostiene que la moralidad se forma en interacción con el entorno social. Las normas sociales internalizadas a través de figuras significativas como familiares y compañeros pueden reforzar el sentido de obligación moral y canalizarlo hacia acciones concretas.

5.2. Encuesta

A partir del mismo estudio de Lai et al. (2024), se presenta un cuestionario (ver Tabla 3) orientado a modelar la intención de uso de ChatGPT. Este instrumento consta de cuatro ítems por cada constructo, medidos en una escala tipo Likert de 1 a 5. Además de las preguntas asociadas al modelo UTAUT, se incorporaron cuatro preguntas adicionales para recoger información sobre la frecuencia de uso de la herramienta, el rango etario de los participantes, la universidad a la que asisten y el uso habitual que le dan a ChatGPT.

El cuestionario fue aplicado mediante la plataforma SurveyMonkey, utilizando un método de muestreo por conveniencia. Para la recolección de datos se recurrió a la difusión a través de historias de Instagram, mensajes de WhatsApp y contacto presencial. En total, se obtuvieron 320 respuestas, de las cuales solo 245 fueron completadas en su totalidad y consideradas para el análisis.

Es importante señalar que, en el cuestionario, el término *evaluaciones* no se refiere exclusivamente a certámenes. Más bien, abarca un conjunto amplio de actividades desarrolladas en el contexto de cada asignatura, como tareas, trabajos, controles, certámenes y estudio personal. Esta aclaración fue incluida directamente en el cuestionario con el propósito de que los encuestados comprendieran adecuadamente el sentido del término. En este contexto, se entiende que lo que se

evalúa es la intención de uso de ChatGPT en un entorno académico que puede ser evaluado.

Constructo	Ítem	Medición
Obligación Moral	MO1	No sería moralmente incorrecto para mí completar mis evaluaciones con ayuda de ChatGPT.
	MO2	No me sentiría culpable si busco información en ChatGPT como referencia al completar mis evaluaciones.
	MO3	No me sentiría culpable si copio directamente las respuestas de ChatGPT al completar mis evaluaciones.
	MO4	Utilizar ChatGPT para completar mis evaluaciones no va en contra de mis principios morales.
Confianza	TR1	Creo que ChatGPT es confiable para completar mis evaluaciones.
	TR2	Confío en la calidad de las respuestas proporcionadas por ChatGPT para completar mis evaluaciones.
	TR3	Estoy seguro de que el proveedor tecnológico de ChatGPT es honesto.
	TR4	Incluso si no se monitorea, confiaría en que las evaluaciones se pueden hacer correctamente con las funciones de ChatGPT.
Riesgo Percibido	PR1	Recibiría una penalización por plagio si utilizo ChatGPT para completar las evaluaciones.
	PR2	Si utilizara ChatGPT para completar las evaluaciones, probablemente me atraparían.
	PR3	Podría sentirme decepcionado si completo las evaluaciones con ayuda de ChatGPT.
	PR4	Creo que usar ChatGPT para completar mis evaluaciones pone en riesgo mi privacidad.
Expectativa de Rendimiento	PE1	Encuentro útil ChatGPT para completar mis evaluaciones.
	PE2	Usar ChatGPT me ayuda a completar las evaluaciones más rápidamente.
	PE3	Usar ChatGPT mejora mi desempeño en las evaluaciones.
	PE4	Usar ChatGPT aumenta las posibilidades de mejorar mis resultados en el curso.
Expectativa de Esfuerzo	EE1	Aprender a usar ChatGPT es fácil para mí.
	EE2	Encuentro fácil usar ChatGPT para ayudarme a completar las evaluaciones.
	EE3	Encuentro fácil adquirir habilidad en el uso de ChatGPT para completar las evaluaciones.
	EE4	Mi interacción con ChatGPT es clara y comprensible.
Influencia Social	SI1	Las personas que son importantes para mí creen que debería completar mis evaluaciones con ayuda de ChatGPT.
	SI2	Las personas que influyen en mi aprendizaje piensan que debería completar las evaluaciones con la ayuda de ChatGPT.
	SI3	Mis compañeros (como compañeros de clase y amigos) piensan que debería completar las evaluaciones con la ayuda de ChatGPT.
	SI4	Mis profesores, cuyas opiniones valoro, prefieren que complete las evaluaciones con ayuda de ChatGPT.
Intención de Uso	BI1	Tengo la intención de usar ChatGPT en mis futuras evaluaciones.
	BI2	Planeo completar mis evaluaciones con ayuda de ChatGPT en los próximos dos meses.
	BI3	Preveo que utilizaré ChatGPT en mis futuras evaluaciones.
	BI4	Planeo continuar completando las evaluaciones con la ayuda de ChatGPT con frecuencia.

Tabla 3: Cuestionario adaptado del modelo UTAUT. (Fuente: Lai et al. (2024))

Pregunta	Medición
¿Con qué frecuencia utilizas ChatGPT en tu vida universitaria?	Nunca. Rara vez. Algunas veces al mes. Algunas veces a la semana. Casi todos los días
¿Para qué fines sueles utilizar ChatGPT en el contexto universitario?	Para buscar información general sobre un tema Para redactar partes de trabajos o tareas Para resolver dudas conceptuales Para revisar redacción y gramática Para traducir textos Para preparar presentaciones o exposiciones Arreglar errores de codificación Otro
¿Cuál es tu edad?	18-20 años. 21-23 años. 24-26 años. más de 26 años.
¿A qué universidad perteneces actualmente?	Universidad Técnica Federico Santa María. Pontificia Universidad Católica de Chile. Pontificia Universidad Católica de Valparaíso. Universidad de Chile. Universidad de Santiago de Chile. Universidad Adolfo Ibáñez. Universidad Diego Portales. Otra.

Tabla 4: Perfil del Usuario. (Fuente: Elaboración propia)

5.3. Análisis confirmatorio

Una vez obtenidos los datos, se procedió a realizar el análisis factorial confirmatorio utilizando el modelo de ecuaciones estructurales (SEM). Para eso, fue necesario depurar la base de datos, eliminando aquellas respuestas que no estaban completamente respondidas. Posteriormente, se llevó a cabo el análisis de consistencia interna de los constructos mediante el coeficiente alfa de Cronbach, utilizando el software IBM SPSS Statistics.

Una vez verificada la fiabilidad de los ítems, se procedió a diseñar el diagrama de senderos en SPSS AMOS (ver Figura 4), obteniendo así los valores de los estimadores de regresión y los indicadores de ajuste del modelo. Finalmente, con base en los resultados obtenidos, se determinaron

las hipótesis que fueron aceptadas o rechazadas, y se realizó el análisis correspondiente para cada variable.

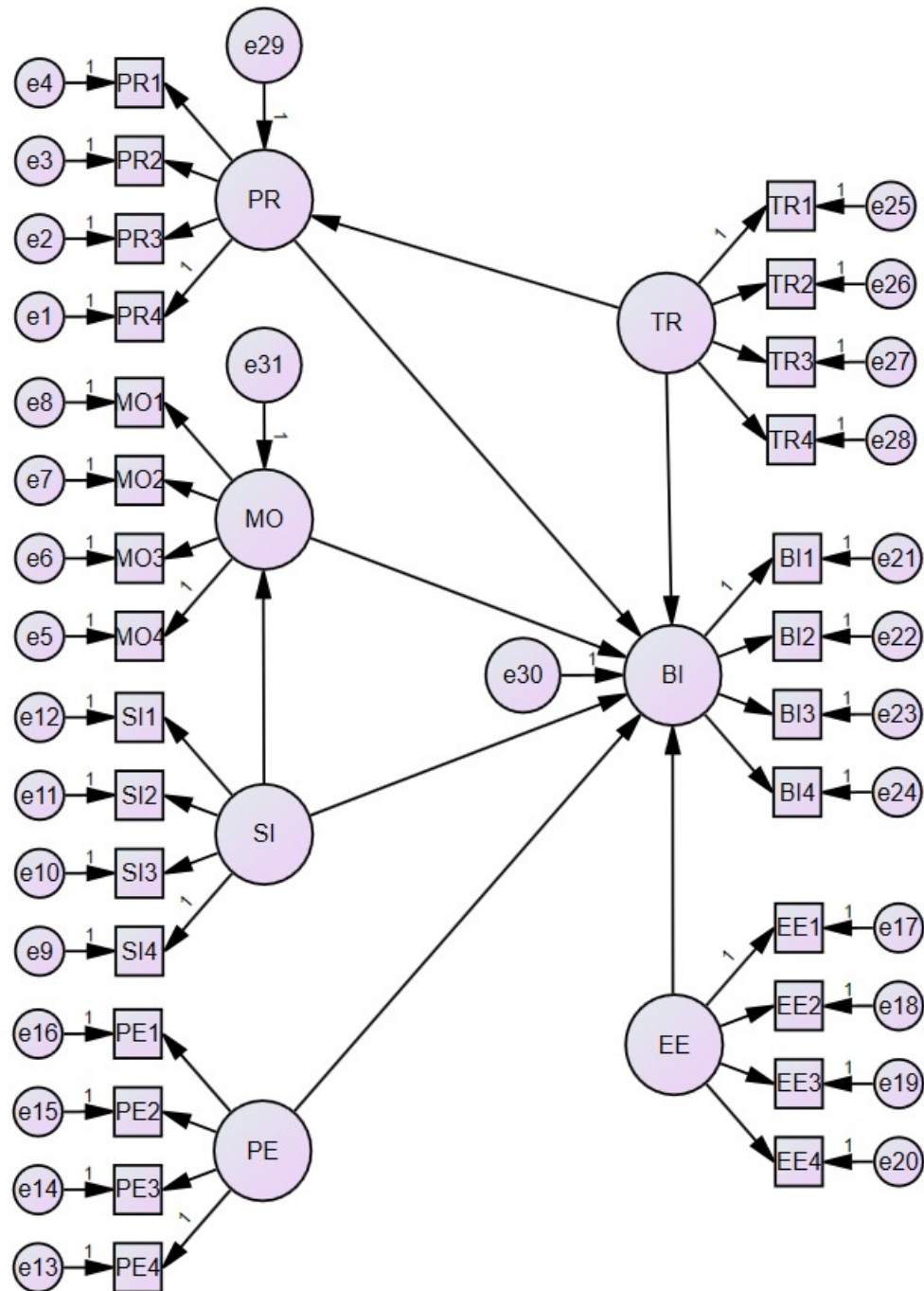


Figura 3: Modelo Propuesto en SPSS AMOS. Fuente:Elaboración Propia

6. Resultados

6.1. Análisis demográfico de la muestra

La muestra estuvo compuesta principalmente por estudiantes de la Universidad Técnica Federico Santa María, quienes representaron el 61,22 % del total. Esta alta participación resulta coherente considerando que el autor de la investigación pertenece a dicha institución y que el cuestionario fue difundido tanto a través de sus redes sociales como de forma presencial en la universidad. También participaron estudiantes de otras universidades chilenas, destacando la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso y la Universidad Andrés Bello, ambas con un 6,53 % de representación. Un 19,18 % de los encuestados indicó pertenecer a universidades distintas a las previamente listadas.

En relación con el rango etario, la mayoría de los participantes tiene entre 21 y 23 años (61,22 %), seguido por un 24,49 % en el rango de 24 a 26 años. Los estudiantes más jóvenes, entre 18 y 20 años, representaron un 13,06 %, mientras que solo un 1,22 % tenía más de 26 años. Esta distribución sugiere que la mayoría de los encuestados se encuentra en etapas intermedias o avanzadas de sus estudios de pregrado.

Respecto a la frecuencia de uso de ChatGPT, un 41,22 % de los estudiantes declaró utilizar la herramienta casi todos los días, y un 36,73 % afirmó usarla algunas veces a la semana. Un 16,33 % indicó utilizarla algunas veces al mes, y un 5,71 % mencionó usarla rara vez.

En cuanto a los propósitos de uso, los más frecuentes fueron la búsqueda de información general (74,14 %) y la resolución de dudas conceptuales (74,69 %). También se reportó un uso intensivo para la redacción de trabajos o tareas (64,49 %) y para la revisión de redacción y gramática (53,06 %). Otras finalidades incluyeron corregir errores de codificación (37,55 %), preparar

presentaciones (26,53 %) y traducir textos (23,27 %).

Variable	N	%
Frecuencia de uso de ChatGPT	0	0,00 %
Rara vez	14	5,71 %
Algunas veces al mes	40	16,33 %
Algunas veces a la semana	90	36,73 %
Casi todos los días	101	41,22 %
Propósito de uso de ChatGPT (opción múltiple)		
Para buscar información general sobre un tema	189	74,14 %
Para redactar partes de trabajos o tareas	158	64,49 %
Para resolver dudas conceptuales	183	74,69 %
Para revisar redacción y gramática	130	53,06 %
Para traducir textos	57	23,27 %
Para preparar presentaciones o exposiciones	65	26,53 %
Arreglar errores de codificación	92	37,55 %
Otro	20	8,16 %
Rango etario		
18–20 años	32	13,06 %
21–23 años	150	61,22 %
24–26 años	60	24,49 %
Más de 26 años	3	1,22 %
Universidad de procedencia		
Universidad Técnica Federico Santa María	150	61,22 %
Pontificia Universidad Católica de Chile	5	2,04 %
Pontificia Universidad Católica de Valparaíso	16	6,53 %
Universidad de Chile	3	1,22 %
Universidad de Santiago de Chile	2	0,82 %
Universidad Adolfo Ibáñez	4	1,63 %
Universidad Diego Portales	2	0,82 %
Universidad Andrés Bello	16	6,53 %
Otra	47	19,18 %

Tabla 5: Perfil del Usuario. N=245 (Fuente: Elaboración propia)

6.2. Confiabilidad interna

En primer lugar, se analizaron los índices de confiabilidad y validez convergente de los constructos del modelo. Tal como se observa en la Tabla 6, la mayoría de los constructos alcanzan valores adecuados de alpha de Cronbach, superando el umbral recomendado de 0,7. Esto indica que los ítems que componen dichos constructos están bien relacionados entre sí y miden coherentemente el mismo concepto subyacente.

No obstante, el constructo Riesgo Percibido presenta un valor de alfa de Cronbach de 0,629,

inferior al valor recomendado. Este resultado sugiere una confiabilidad interna limitada y posibles inconsistencias entre los ítems del constructo. Dado lo anterior, se evaluó la posibilidad de eliminar alguno de los ítems observables que contribuían negativamente a la consistencia del constructo, con el objetivo de mejorar la confiabilidad del mismo y optimizar el ajuste global del modelo.

Constructo	Ítem	Factor loading	Alpha de Cronbach
Obligación Moral	MO1	0,814	0,842
	MO2	0,744	
	MO3	0,689	
	MO4	0,762	
Confianza	TR1	0,882	0,846
	TR2	0,880	
	TR3	0,618	
	TR4	0,668	
Riesgo Percibido	PR1	0,407	0,629
	PR2	0,570	
	PR3	0,707	
	PR4	0,507	
Expectativa de Rendimiento	PE1	0,803	0,836
	PE2	0,749	
	PE3	0,787	
	PE4	0,644	
Expectativa de Esfuerzo	EE1	0,623	0,836
	EE2	0,841	
	EE3	0,920	
	EE4	0,586	
Influencia Social	SI1	0,839	0,842
	SI2	0,885	
	SI3	0,616	
	SI4	0,696	
Intención de Uso	BI1	0,931	0,972
	BI2	0,938	
	BI3	0,921	
	BI4	0,908	

Tabla 6: Resultados de confiabilidad por ítem y constructo. (Fuente: Elaboración propia)

Como se observa en la Tabla 7, al eliminar cualquiera de los ítems del constructo Riesgo Percibido, el valor del alfa de Cronbach disminuye aún más, alcanzando niveles inferiores al valor original de 0,629.

Por lo tanto, se decide mantener todos los ítems del constructo, considerando que si bien el

alfa obtenido es bajo, se encuentra dentro de un rango aceptable.

Constructo	Ítem a eliminar	Alpha de Cronbach si se elimina el ítem
Riesgo Percibido	PR1	0,620
Riesgo Percibido	PR2	0,539
Riesgo Percibido	PR3	0,475
Riesgo Percibido	PR4	0,589

Tabla 7: Alpha si se elimina cada ítem de Riesgo Percibido. (Fuente: Elaboración propia)

6.3. Resultados análisis confirmatorio

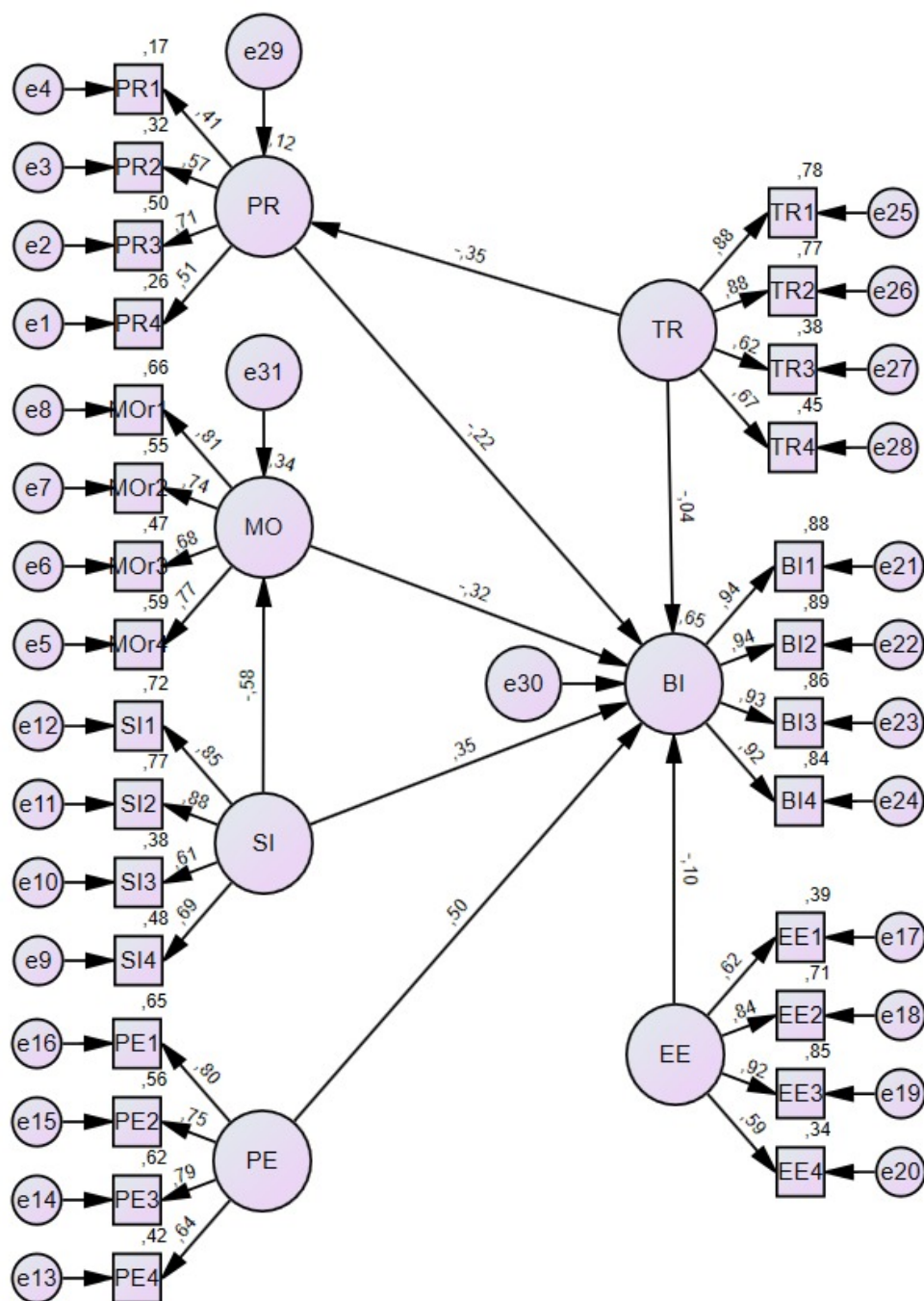


Figura 4: Resultado modelo inicial propuesto en SPSS AMOS. Fuente:Elaboración Propia

Índice	Valor	Umbral recomendado
C_{min}/DF	2,988	< 3
GFI (Normed Fit Index)	0,766	$\geq 0,90$
NFI (Normed Fit Index)	0,790	$\geq 0,90$
CFI (Comparative Fit Index)	0,848	$\geq 0,90$
RMSEA	0,090	$\leq 0,08$
PNFI	0,714	$\geq 0,50$
AIC	1149,945	–

Tabla 8: Resumen de índices de ajuste del modelo original. Fuente: Elaboración propia.

A partir de los resultados presentados en la Tabla 8, se observa que los índices de ajuste del modelo original se encuentran cercanos a los umbrales recomendados, pero no logran alcanzarlos. Por ejemplo, el índice NFI obtuvo un valor de 0,790 y el CFI de 0,848, ambos por debajo del umbral mínimo sugerido de 0,90, mientras que el RMSEA se sitúa en 0,090, superando el límite recomendado de 0,08. Esta situación sugiere que el modelo podría beneficiarse de ajustes para mejorar su capacidad explicativa.

En respuesta a esto, se decidió eliminar la variable latente Expectativa de Esfuerzo (EE), siendo la principal razón su bajo nivel de significancia estadística, evidenciado tanto en el presente análisis ($p_{label} = 0,128$) como en estudios previos relacionados con la intención de uso de ChatGPT. Por ejemplo, el estudio de Habibi et al. (2023), que encuestó a 1.117 personas, reportó un nivel de significancia de 0,672 para EE, indicando una relación no significativa con la intención de uso. Asimismo, el estudio de Lai et al. (2024), en el que se basa el presente trabajo, obtuvo un valor de 0,089, también inferior al umbral comúnmente aceptado para considerar una relación significativa.

Tal como señalan Schumacker and Lomax (2010), la eliminación de variables no significativas permite mejorar el ajuste del modelo y, adicionalmente, obtener una estructura más simple.

6.4. Modificación del modelo

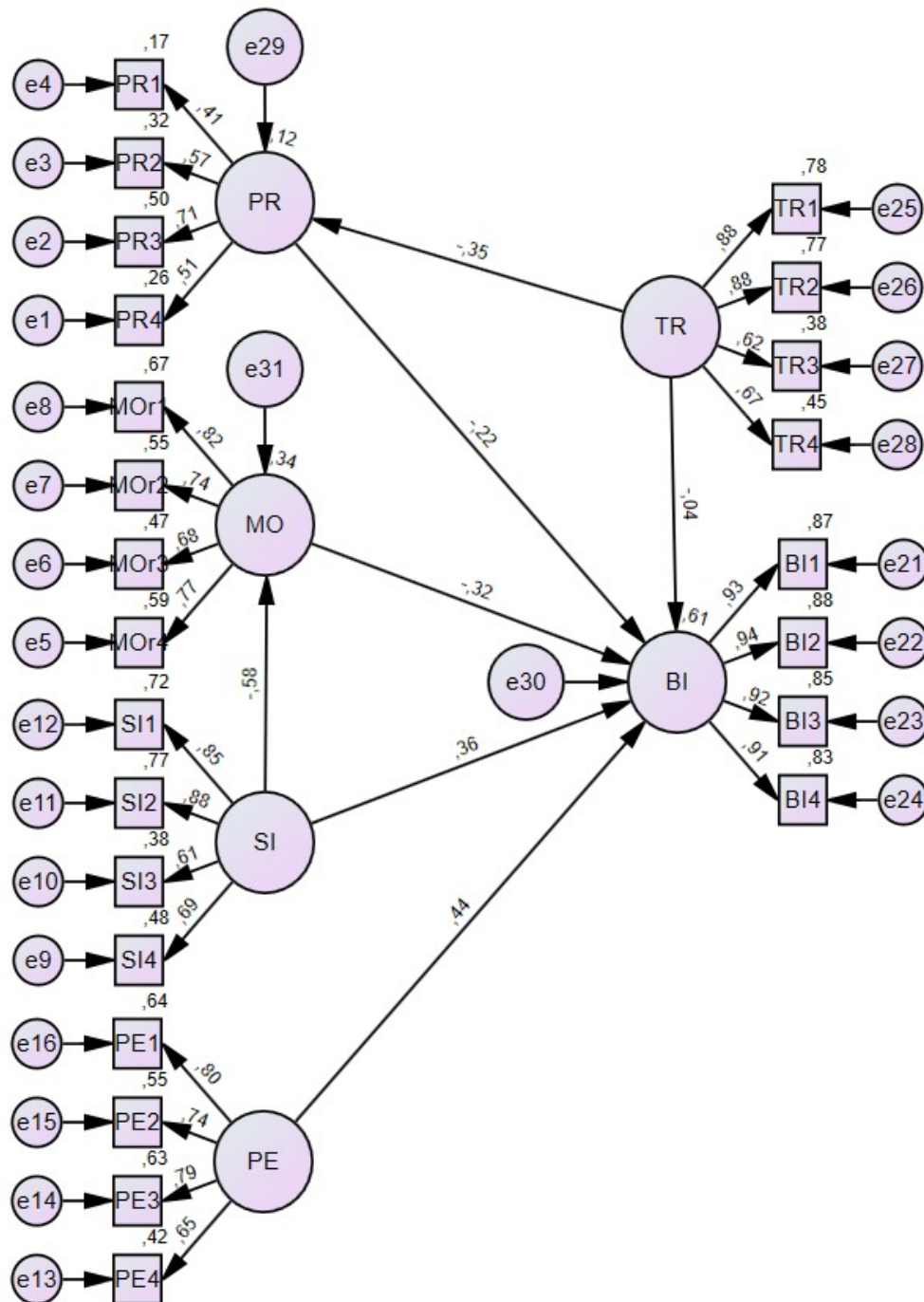


Figura 5: Resultado modelo final propuesto en SPSS AMOS. Fuente:Elaboración Propia

Índice	Modelo original	Modelo modificado	Umbral recomendado
C_{min}/DF	2,988	2,601	< 3
GFI	0,766	0,828	$\geq 0,90$
NFI	0,790	0,843	$\geq 0,90$
CFI	0,848	0,896	$\geq 0,90$
RMSEA	0,090	0,081	$\leq 0,08$
PNFI	0,714	0,748	$\geq 0,50$
AIC	1149,945	747,286	–

Tabla 9: Comparación de índices de ajuste entre el modelo original y el modelo modificado. Fuente: Elaboración propia.

Como resultado de la eliminación de la variable Expectativa de Esfuerzo (EE), se observó una mejora general en los índices de ajuste del modelo. Tal como se muestra en la Tabla 9, el valor de C_{min}/DF disminuyó de 2,988 a 2,601. Asimismo, los indicadores de ajuste incremental, como el NFI y el CFI, aumentaron de 0,790 a 0,843 y de 0,848 a 0,896, respectivamente, lo que indica una mejor adecuación del modelo modificado. El índice GFI también mejoró de 0,766 a 0,828, y el RMSEA disminuyó levemente de 0,090 a 0,081, quedando más cerca del valor ideal ($\leq 0,08$). Finalmente, el valor del AIC se redujo considerablemente de 1149,945 a 747,286, lo que respalda la superioridad relativa del modelo modificado en términos de parsimonia y ajuste.

Una vez que el ajuste del modelo fue corroborado, puede observarse que la variable dependiente *Intención de uso* alcanzó un valor de $R^2 = 0,61$, lo que indica que el 61 % de su varianza es explicada por los constructos latentes incluidos en el modelo. Este nivel de explicación se considera alto en investigaciones dentro del ámbito de las ciencias sociales, donde valores de R^2 superiores a 0,50 suelen interpretarse como evidencia de una buena capacidad predictiva.¹

¹<https://www.investopedia.com/terms/r/r-squared.asp>

6.5. Evaluación de las hipótesis

Hipótesis	Relación	Beta	p-value	Interpretación	Decisión
H1	MO → BI	-0,321	***	Significativa	Aceptada
H2	TR → BI	-0,043	0,468	No significativa	Rechazada
H3	PR → BI	-0,223	0,007**	Significativa	Aceptada
H4	TR → PR	-0,350	***	Significativa	Aceptada
H5	PE → BI	0,439	***	Significativa	Aceptada
H6	EE → BI	—	—	Eliminada del modelo	Rechazada
H7	SI → BI	0,364	***	Significativa	Aceptada
H8	SI → MO	-0,579	***	Significativa	Aceptada

Tabla 10: Resultados de las hipótesis.

Nota: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$. Los valores de β reportados corresponden a los coeficientes estandarizados.

Con base en los resultados obtenidos y presentados en la Tabla 10, se puede observar que la mayoría de las hipótesis planteadas fueron respaldadas empíricamente. La hipótesis H1, que proponía que la obligación moral (MO) tendría un efecto negativo sobre la intención de uso (BI), fue confirmada, ya que el coeficiente beta fue negativo ($\beta = -0,321$) y significativo ($p < 0,001$). Este resultado es coherente con lo planteado teóricamente, y sugiere que a mayor sentido de responsabilidad moral frente al uso de ChatGPT, menor es la disposición de los estudiantes a utilizarlo como apoyo en evaluaciones.

Por su parte, la hipótesis H2 no fue respaldada, ya que la relación entre la confianza (TR) y la intención de uso (BI) no resultó significativa ($\beta = -0,043$; $p = 0,468$), lo que indica que la percepción de confiabilidad de ChatGPT no influye directamente en la decisión de utilizarlo. En cambio, la hipótesis H3 fue confirmada, mostrando que el riesgo percibido (PR) tiene un efecto negativo y significativo sobre la intención de uso ($\beta = -0,223$; $p = 0,007$).

En cuanto a la hipótesis H4, que proponía un efecto mediador del riesgo percibido (PR) en la relación entre la confianza (TR) y la intención de uso, esta fue respaldada empíricamente. Esto

se evidencia en el efecto negativo y significativo de TR sobre PR ($\beta = -0,350, p < 0,001$), lo que indica que a mayor confianza en ChatGPT, menor es la percepción de riesgo asociada a su uso, y en consecuencia, mayor la disposición a utilizarlo. Por otro lado, la hipótesis H5 también fue confirmada, mostrando un efecto positivo de la expectativa de rendimiento (PE) sobre la intención de uso ($\beta = 0,439, p < 0,001$). Esto sugiere que los estudiantes tienden a utilizar ChatGPT cuando perciben que su uso puede mejorar su desempeño académico.

Por otra parte, H6, que planteaba un efecto positivo de la expectativa de esfuerzo (EE) sobre BI, es rechazada, ya que la variable latente fue eliminada del modelo, debido a la falta de significancia en estudios anteriores y en el modelo original (sección 5.3), lo que indica que la facilidad percibida de uso no influye en la intención de uso de ChatGPT.

Respecto a la hipótesis H7, se observó una relación positiva y significativa entre la influencia social (SI) y la intención de uso (BI) ($\beta = 0,364; p < 0,001$). Este hallazgo sugiere que cuando los estudiantes perciben que su entorno (pares, docentes u otras figuras relevantes) aprueba o utiliza ChatGPT, es más probable que ellos también desarrollen la intención de usarlo. La influencia social parece actuar como un factor facilitador, validando el uso de la herramienta y disminuyendo posibles dudas sobre su legitimidad o pertinencia académica.

Por último, la hipótesis H8 reveló una relación significativa pero negativa entre SI y MO ($\beta = -0,579; p < 0,001$). Este resultado indica que, en contextos donde existe una mayor normalización social del uso de ChatGPT, los estudiantes tienden a experimentar menos conflicto moral frente a su utilización en evaluaciones.

7. Conclusiones

En base a los resultados obtenidos en este estudio, donde cerca del 78 % de los encuestados declara utilizar ChatGPT más de una vez por semana, y un 64 % afirma emplearlo para elaborar trabajos y tareas académicas, se hace evidente que esta herramienta ya forma parte del quehacer cotidiano de los estudiantes universitarios. Ante esta realidad, las instituciones de educación superior se enfrentan a una disyuntiva: pueden optar por restringir su uso como una forma de proteger la integridad de los procesos formativos tradicionales, o bien **integrarlo activamente en sus actividades académicas**, orientando su utilización de manera pedagógica y crítica.

Los datos analizados muestran que la **expectativa de rendimiento (PE)** es el **factor más influyente** en la intención de uso de ChatGPT ($\beta = 0,439$), lo que indica que los estudiantes perciben la herramienta como útil para *completar tareas, mejorar su desempeño académico y optimizar el tiempo*. Sin embargo, el constructo **confianza (TR)** no mostró una relación directa significativa con la intención de uso, lo que sugiere que **los estudiantes tienden a priorizar el rendimiento y la eficiencia por sobre la calidad o confiabilidad de las respuestas generadas**. Esto representa un posible riesgo: si la herramienta se utiliza únicamente como un medio para obtener resultados rápidos, sin una evaluación crítica de su contenido, podría fomentar un uso superficial.

A partir de este escenario, surgen al menos dos preguntas clave que las universidades deben plantearse:

1. **¿Estamos diseñando adecuadamente nuestras actividades académicas?** Si una herramienta como ChatGPT puede asumir una parte significativa de los trabajos sin afectar el resultado final, es posible que dichas actividades no estén enfocadas en evaluar procesos

relevantes o críticos para un profesional.

2. **¿Cuáles son las habilidades esenciales que deben desarrollar los profesionales del futuro?** Una vez identificadas estas competencias, se vuelve fundamental establecer estrategias para que el uso de ChatGPT sea guiado y complementario, evitando que se transforme en una vía automática que debilite el proceso de aprendizaje.

En contraste con las posturas de restricción total o integración pedagógica, mantener una posición neutral, es decir, no tomar ninguna medida concreta frente al uso de ChatGPT, puede tener consecuencias relevantes. Esta omisión puede explicar, en parte, los resultados observados en el constructo obligación moral (MO), que se posiciona como una de las principales barreras para el uso de esta herramienta, con un coeficiente $\beta = -0,321$. Este valor negativo indica que algunos estudiantes experimentan un sentimiento de culpa o incumplimiento moral al utilizar inteligencia artificial, aún en contextos académicos, lo cual puede estar asociado a la ausencia de normas claras y a percepciones personales sobre lo que es correcto o aceptable.

A partir de este hallazgo, surge la primera recomendación institucional:

3. **Establecer un reglamento claro y estandarizado sobre el uso de ChatGPT.** Este marco normativo permitiría disminuir la carga moral percibida por algunos estudiantes, otorgándoles mayor seguridad al usar la herramienta como un recurso académico válido. De este modo, quienes actualmente se abstienen de utilizarla por considerarla una práctica moralmente cuestionable podrían comenzar a hacerlo de forma responsable y regulada.

Esta necesidad normativa se refuerza al observar la relación significativa entre la influencia social (SI) y la obligación moral (MO). El modelo muestra que cuando el entorno social aprueba

el uso de ChatGPT, la percepción de transgresión moral disminuye. Esto abre paso a una segunda recomendación:

4. **Fomentar que el cuerpo docente promueva el uso responsable de ChatGPT.** La intervención activa de los profesores no solo ayudaría a normalizar el uso de la IA en contextos académicos, sino que también facilitaría su incorporación como herramienta complementaria al aprendizaje, evitando que los estudiantes la usen de manera inapropiada o poco crítica.

Como se puede apreciar, el entorno social de los estudiantes (SI) ya aprueba e incentiva el uso de ChatGPT ($\beta = -0,321$), lo que implica que es importante que la comunidad universitaria, en su conjunto, entienda tanto los beneficios como los riesgos asociados a su utilización.

Por otro lado, la eliminación del constructo expectativa de esfuerzo (EE), debido a su falta de significancia, también aporta un dato importante: el uso de ChatGPT ya no representa una dificultad técnica para la mayoría de los estudiantes. Esto sugiere un grado de normalización considerable, en el que la facilidad de uso no constituye una barrera relevante.

En cuanto al riesgo percibido (PR), si bien su efecto sobre la intención de uso fue solo parcialmente significativo, sí se confirma que los estudiantes consideran la existencia de ciertos riesgos al utilizar ChatGPT. Estos pueden estar asociados a sanciones institucionales o falta de claridad sobre lo qué está permitido. Por ello, en ausencia de un reglamento claro, es probable que prevalezca la incertidumbre, lo que puede llevar tanto a un uso indebido como a una evitación injustificada de la herramienta.

Por ultimo, es importante destacar que la confianza en ChatGPT sí presentó un efecto negativo y significativo sobre el riesgo percibido (PR), lo que indica que cuando los estudiantes confían en la herramienta, tienden a ver menor riesgo en su uso. Esta disminución del riesgo percibido, a



su vez, incrementa indirectamente la intención de utilizarla.

8. Implicancias teóricas y prácticas

A partir de los resultados obtenidos en este estudio, es posible establecer implicancias tanto teóricas como prácticas. Estas observaciones buscan contribuir al desarrollo de futuras investigaciones y orientar a las instituciones de educación superior en la toma de decisiones respecto al uso de inteligencia artificial en entornos académicos.

Desde una perspectiva teórica, se recomienda no considerar la variable *expectativa de esfuerzo* (EE) en estudios futuros que compartan características metodológicas y contextuales con el presente, ya que esta no mostró un efecto significativo sobre la *intención de uso* (BI). En su lugar, sería pertinente explorar la inclusión de nuevas variables que permitan enriquecer el modelo y aumentar su capacidad explicativa.

Asimismo, se identificó una baja fiabilidad en el constructo *riesgo percibido* (PR), lo que sugiere que los ítems empleados podrían no haber reflejado con precisión la percepción de los estudiantes sobre los riesgos asociados al uso de ChatGPT. Esta situación podría estar relacionada con el diseño de los ítems. Por ello, se aconseja revisar, adaptar y validar este constructo en investigaciones futuras.

En cuanto a las implicancias prácticas, se proponen las siguientes recomendaciones para las instituciones de educación superior:

- Establecer lineamientos institucionales claros sobre el uso de herramientas de inteligencia artificial en contextos académicos.
- Capacitar al cuerpo docente en el uso pedagógico de estas herramientas, promoviendo su incorporación responsable en las estrategias de enseñanza-aprendizaje.

- Replantear los mecanismos de evaluación, priorizando actividades que promuevan un aprendizaje más profundo y significativo, aprovechando el tiempo que los estudiantes podrían ahorrar mediante el uso de herramientas de IA para desarrollar competencias de mayor valor académico.
- Investigar y estudiar constantemente los efectos positivos y negativos del uso de ChatGPT en la educación.

9. Limitaciones

Como toda investigación, este estudio presenta ciertas limitaciones que deben ser consideradas al interpretar los resultados y sus implicancias.

En primer lugar, la cantidad de encuestados representa una de las principales restricciones metodológicas. Si bien se obtuvo una muestra de **245 estudiantes**, número suficiente para realizar los análisis estadísticos planteados, una muestra más amplia podría haber otorgado mayor robustez a los resultados y permitido comparaciones más detalladas entre subgrupos.

En segundo lugar, existe una limitación en cuanto a la diversidad de los encuestados. Un **61, %** de los participantes proviene de la *Universidad Técnica Federico Santa María*, lo que podría restringir la generalización de los hallazgos a otras realidades institucionales. Futuras investigaciones podrían considerar una muestra más heterogénea, incorporando estudiantes de distintas universidades, regiones y carreras, para obtener una visión más representativa del fenómeno.

Por otro lado, se trata de un estudio transversal, lo que implica que los datos fueron recolectados en un único momento del tiempo. Esta “fotografía” del fenómeno no permite observar cómo evolucionan las percepciones y conductas de los estudiantes frente a ChatGPT a lo largo del tiempo ni en respuesta a cambios institucionales o tecnológicos. Estudios longitudinales futuros podrían aportar mayor profundidad y comprensión sobre la dinámica de uso de inteligencia artificial en contextos educativos.

Finalmente, es importante considerar que ChatGPT no es la única herramienta de inteligencia artificial actualmente utilizada en entornos académicos. Existen diversas plataformas y modelos que ofrecen funcionalidades similares o complementarias, como asistentes de redacción, generadores de imágenes o traductores automáticos. Por lo tanto, el presente estudio podría estar pasando



por alto el efecto que tendría la inclusión de otras IAs en la percepción y comportamiento de los estudiantes, lo que limita el alcance de los resultados exclusivamente al caso de ChatGPT.

Referencias

- Baker, R. and Siemens, G. (2014). *Educational Data Mining and Learning Analytics*, pages 253–272. Cambridge University Press.
- Byrne, B. M. (2010). *Structural Equation Modeling with AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming*. Routledge, New York, 2nd edition.
- Caldarini, G., Jaf, S., and McGarry, K. (2022). A literature survey of recent advances in chatbots. *Information*, 13:41.
- Cambria, E. and White, B. (2014). Jumping nlp curves: A review of natural language processing research [review article]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 9:48–57.
- Cheung, K. Y. and Lai, C. Y. (2022). External auditors’ trust and perceived quality of interactions. *Cogent Business Management*, 9.
- Chow, F. (2023). Hong kong baptist university begins chatgpt trial for teaching staff, but professors wary over lack of guidelines for ai use | south china morning post.
- Cloud, I. (2025). Getting started with watsonx assistant | ibm cloud docs.
- d. Baker Ed., R. S. J., Ed., A. M., and Philip I Pavlik Jr., E. (2010). [proceedings of the] international conference on educational data mining (edm) (3rd, pittsburgh, pa, july 11-13, 2010).
- Dearing, J. W. (2021). *Diffusion of Innovations*, pages 611–638. Oxford University Press.
- DeepSeek (2024). Deepseek: Large language model for advanced problem solving. Recuperado de <https://www.deepseek.com>.

- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., and Toutanova, K. (2019). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North*, volume 1, pages 4171–4186. Association for Computational Linguistics.
- Diego, F., Morales, I., and Vidal, M. (2023). Chat gpt: origen, evolución, retos e impactos en la educación. *Educación Médica Superior*, 37.
- Dwivedi, Y. K. and Kshetri, N. (2023). Opinion paper: “so what if chatgpt wrote it?” multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational ai for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71:102642.
- Escobedo, M. T., Hernández, J. A., Estebané, V., and Martínez, G. (2016). Modelos de ecuaciones estructurales: Características, fases, construcción, aplicación y resultados. *Ciencia Trabajo*, 18(55):16–22.
- Farrokhnia, M., Banihashem, S. K., Noroozi, O., and Wals, A. (2024). A swot analysis of chatgpt: Implications for educational practice and research. *Innovations in Education and Teaching International*, 61:460–474.
- Gaved, M., A, P., and Kukulska-Hulme, A. (2018). Enhancing learning and teaching with technology : what the research says. *Enhancing Learning and Teaching with Technology: What the research says*.
- Gravel, J., D’Amours-Gravel, M., and Osmanlliu, E. (2023). Learning to fake it: Limited responses and fabricated references provided by chatgpt for medical questions. *Mayo Clinic Proceedings: Digital Health*, 1:226–234.

- Habibi, A., Muhaimin, M., Danibao, B. K., Wibowo, Y. G., Wahyuni, S., and Octavia, A. (2023). Chatgpt in higher education learning: Acceptance and use. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 5:100190. Open access under CC BY-NC-ND license.
- Holmes, W., Bialik, M., and Fadel, C. (2019). Artificial intelligence in education: Promises and implications for teaching and learning. *Center for Curriculum Redesign*, 14.
- Jo, H. (2023). Decoding the chatgpt mystery: A comprehensive exploration of factors driving ai language model adoption. *Information Development*.
- KROFF, F. J., CORIA, D. F., and FERRADA, C. A. (2024). Inteligencia artificial en la educación universitaria: Innovaciones, desafíos y oportunidades. *Espacios*, 45:120–135.
- Lai, C. Y., Cheung, K. Y., and Chan, C. S. (2023). Exploring the role of intrinsic motivation in chatgpt adoption to support active learning: An extension of the technology acceptance model. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 5:100178.
- Lai, C. Y., Cheung, K. Y., Chan, C. S., and Law, K. K. (2024). Integrating the adapted utaut model with moral obligation, trust and perceived risk to predict chatgpt adoption for assessment support: A survey with students. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6:100246.
- LeCun, Y., Bengio, Y., and Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521:436–444.
- Malmström, H., Stöhr, C., and Ou, A. W. (2023). Chatbots and other ai for learning: A survey of use and views among university students in sweden.
- Manzano Patiño, A. P. (2017). Introducción a los modelos de ecuaciones estructurales. *Investigación en Educación Médica*, 7(25):67–72.

Mathpresso (2023). Qanda – ai-based education app. <https://qanda.ai>.

McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., and Shannon, C. E. (2006). A proposal for the dartsmouth summer research project on artificial intelligence. *AI Magazine*, 27.

Miao, F., Holmes, W., Huang, R., and Zhang, H. (2021). *Inteligencia artificial y educación: Guía para las personas a cargo de formular políticas*. UNESCO, París, Francia. Disponible en acceso abierto bajo licencia CC-BY-SA 3.0 IGO.

Moller-Acuña, P. A., Aarón, G., Villarroel, C., Rojas-Díaz, P. J., Tahiri, K., and Suárez, M. (2024). Inteligência artificial nas universidades chilenas: Vantagem ou desvantagem? *Nuances: Estudos sobre Educação*, pages e024019–e024019.

Mora-Cruz, A., Palos-Sánchez, P. R., and Murrell-Blanco, M. (2023). Plataformas de aprendizaje en línea y su impacto en la educación universitaria en el contexto del covid-19. *Campus Virtuales*, 12:53.

Nilsson, N. J. (1998). *Artificial Intelligence: A New Synthesis*. https://books.google.com/books/about/Artificial_Intelligence.html?hl=esid=GYOFSd6fETgC.

Noguera, F. (2018). Desarrollo moral y sociedad. *Revista de Psicología de la Universidad de Antioquia*, 10(1):117–130.

Ought (2023). Elicit: The ai research assistant. <https://elicit.org>.

Oviedo, H. C. and Campo-Arias, A. (2005). Aproximación al uso del coeficiente alfa de cronbach. *Revista Colombiana de Psiquiatría*, 34(4):572–580.

- Pascual, M. (2022). Deepmind desarrolla un sistema de inteligencia artificial capaz de programar de forma creativa | tecnología | el país.
- Rahman, M., Terano, H. J. R., Rahman, N., Salamzadeh, A., and Rahaman, S. (2023). Chatgpt and academic research: A review and recommendations based on practical examples. *Journal of Education, Management and Development Studies*, 3:1–12.
- Roumeliotis, K. I. and Tselikas, N. D. (2023). Chatgpt and open-ai models: A preliminary review. *Future Internet*, 15:1–24.
- Ruiz, M. A., Pardo, A., and San Martín, R. (2010). Modelos de ecuaciones estructurales. *Papeles del Psicólogo*, 31(1):34–45. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=77812441004>.
- Sabzalieva, E. and Valentini, A. (2023). Guía para el uso de ia generativa en educación e investigación | unesco.
- Schumacker, R. E. and Lomax, R. G. (2010). *A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling*. Routledge, New York, 3rd edition.
- Shao, Z., Zhao, R., Yuan, S., Ding, M., and Wang, Y. (2022). Tracing the evolution of ai in the past decade and forecasting the emerging trends. *Expert Systems with Applications*, 209:118221.
- Singh, H., Tayarani-Najaran, M.-H., and Yaqoob, M. (2023). Exploring computer science students' perception of chatgpt in higher education: A descriptive and correlation study. *Education Sciences*, 13:924.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, , and Po-

Iosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 30.

Venkatesh, Morris, Davis, and Davis (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27:425.

Venkatesh, Thong, and Xu (2012). Consumer acceptance and use of information technology: Extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS Quarterly*, 36:157.

Vera, D., Naveda, M. C., Solís, M., and Pillajo, R. D. V. (2024). Adopción de inteligencia artificial generativa en el ámbito educativo: Aplicación del modelo de aceptación tecnológica. *Polo del Conocimiento*, 9:1983–1996.

Zawacki-Richter, O. and Jung, I. (2023). *Handbook of Open, Distance and Digital Education*. Springer Nature Singapore.