

# Análisis sobre el uso de las herramientas de inteligencia artificial interactiva en el entorno universitario

**Adrián Castro-López** (autor de contacto)

*Export manager en ArcelorMittal/Profesor asociado del Departamento de Administración de Empresas de la Universidad de Oviedo (Asturias, España)*  
[adriancastrolopez@gmail.com](mailto:adriancastrolopez@gmail.com) | <https://orcid.org/0000-0001-8905-6251>

**Antonio Cervero**

*Profesor ayudante doctor del Departamento de Psicología de la Universidad de Oviedo (Asturias, España)*  
[ancerverus@gmail.com](mailto:ancerverus@gmail.com) | <https://orcid.org/0000-0002-4747-1331>

**Lucía Álvarez-Blanco**

*Profesora contratada doctora del Departamento de Ciencias de la Educación de la Universidad de Oviedo (Asturias, España)*  
[alvarezblucia@uniovi.es](mailto:alvarezblucia@uniovi.es) | <https://orcid.org/0000-0003-4116-4864>

Este trabajo ha obtenido un **Accésit del Premio Estudios Financieros 2024** en la modalidad de **Educación y Nuevas Tecnologías**. El jurado ha estado compuesto por: D. Juan Ángel Collado Martínez, D. Federico Morán Abad, D. José María de Moya Anegón, D. José Manuel Pérez Martín, D.<sup>a</sup> Laura Rayón Rumayor y D. Javier Manuel Valle López. Los trabajos se presentan con seudónimo y la selección se efectúa garantizando el anonimato de los autores.

## Extracto

Las herramientas tecnológicas basadas en inteligencia artificial han sido un gran avance en cuanto a generación de conocimiento, pero también han supuesto dificultades para el sistema educativo. En este contexto, el presente estudio trata de determinar los factores que influyen en el uso de herramientas de inteligencia artificial interactivas por parte de estudiantes universitarios (hombres y mujeres), analizando su influencia en el rendimiento académico. Para ello, se ha diseñado un cuestionario *ad hoc* al que ha respondido una muestra de 306 estudiantes universitarios, realizándose análisis descriptivos, de fiabilidad y validez discriminante de las escalas y de regresión aparentemente no relacionada. Los resultados muestran que cuatro factores influyen en el uso de herramientas de inteligencia artificial interactivas (expectativas de rendimiento, motivación hedónica, valor del precio y hábito) y que el uso de dichas herramientas conlleva un peor rendimiento académico de los estudiantes. Ello podría deberse a una planificación pedagógica deficiente o al libre uso de estas herramientas realizado por los alumnos.

**Palabras clave:** educación superior; innovación educativa; inteligencia artificial; rendimiento académico; sociedad de la información; tecnología de la información; universidad.

Recibido: 03-05-2024 | Aceptado: 15-09-2024 | Publicado: 10-01-2025

**Cómo citar:** Castro López, A., Cervero, A. y Álvarez-Blanco, L. (2025). Análisis sobre el uso de las herramientas de inteligencia artificial interactiva en el entorno universitario. *Tecnología, Ciencia y Educación*, 30, 37-66. <https://doi.org/10.51302/tce.2025.22219>



# Analysis of the use of interactive artificial intelligence tools in the university environment

**Adrián Castro-López** (corresponding author)

*Export manager at ArcelorMittal/Associate professor of the Department of Business Administration at the Universidad de Oviedo (Asturias, Spain)*  
[adriancastrolopez@gmail.com](mailto:adriancastrolopez@gmail.com) | <https://orcid.org/0000-0001-8905-6251>

**Antonio Cervero**

*Associate professor PhD of the Department of Psychology at the Universidad de Oviedo (Asturias, Spain)*  
[ancerverus@gmail.com](mailto:ancerverus@gmail.com) | <https://orcid.org/0000-0002-4747-1331>

**Lucía Álvarez-Blanco**

*Associate professor PhD of the Department of Educational Sciences at the Universidad de Oviedo (Asturias, Spain)*  
[alvarezblucia@uniovi.es](mailto:alvarezblucia@uniovi.es) | <https://orcid.org/0000-0003-4116-4864>

This paper has won a **Runner up Prize in the Financial Studies 2024 Award** in the category of **Education and New Technologies**. The jury members were: Mr. Juan Ángel Collado Martínez, Mr. Federico Morán Abad, Mr. José María de Moya Anegón, Mr. José Manuel Pérez Martín, Mrs. Laura Rayón Rumayor and Mr. Javier Manuel Valle López. The entries are submitted under a pseudonym and the selection process guarantees the anonymity of the authors.

## Abstract

Technological tools based on artificial intelligence have been a great advance in terms of knowledge generation, but they have also posed difficulties for the educational system. In this context, the present study aims to identify the factors that influence the use of interactive artificial intelligence tools by university students (men and women) and to analyse their impact on academic performance. For this purpose, an *ad hoc* questionnaire was designed and answered by a sample of 306 university students. Descriptive analysis, reliability and discriminant validity of the scales, and apparently unrelated regression were carried out. The results show that four factors influence the use of interactive artificial intelligence tools (performance expectations, hedonic motivation, price value and habit) and that the use of such tools leads to poorer academic performance of students. This could be due to poor pedagogical planning or to students feeling free to use these tools.

**Keywords:** higher education; educational innovations; artificial intelligence; academic performance; information society; information technology; university.

Received: 03-05-2024 | Accepted: 15-09-2024 | Published: 10-01-2025

**Citation:** Castro López, A., Cervero, A. and Álvarez-Blanco, L. (2025). Analysis of the use of interactive artificial intelligence tools in the university environment. *Tecnología, Ciencia y Educación*, 30, 37-66. <https://doi.org/10.51302/tce.2025.22219>



## Sumario

1. Introducción
  2. Marco teórico
    - 2.1. Hipótesis de investigación
    - 2.2. Modelo de evaluación propuesto
  3. Método
    - 3.1. Diseño de investigación
    - 3.2. Participantes
    - 3.3. Técnica e instrumento de recogida de información
    - 3.4. Procedimiento de recogida de información
    - 3.5. Análisis de datos
  4. Resultados
    - 4.1. Fiabilidad y validez discriminante
  5. Conclusiones
- Referencias bibliográficas

**Nota:** los autores del artículo declaran que todos los procedimientos llevados a cabo para la elaboración de este trabajo de investigación se han realizado de conformidad con las leyes y directrices institucionales pertinentes. Asimismo, los autores del artículo han obtenido el consentimiento informado (libre y voluntario) por parte de todas las personas intervinientes en este estudio de investigación.

## 1. Introducción

La implantación de la sociedad del conocimiento ha llevado aparejada una auténtica revolución tecnológica, la cual ha dado pie al desarrollo de una multiplicidad de herramientas, tecnologías y avances científicos que han cambiado la forma en que las personas se relacionan entre sí y con su entorno.

Entre los más recientes avances se encuentra la inteligencia artificial, que presagia un nuevo salto cuantitativo y cualitativo en cuanto a los niveles de conocimiento a los que tiene acceso el ser humano. De hecho, es posible que, en un margen de tiempo no muy extenso, la inteligencia artificial supere la capacidad humana en cuanto a generación de conocimiento, implicando este hecho la entrada en el punto de singularidad tecnológica (Priyadarshini *et al.*, 2021), con las oportunidades y los riesgos que ello conlleva.

Desde una óptica estrictamente técnica, la «inteligencia artificial» se puede definir como la capacidad de las máquinas para utilizar algoritmos, aprender de los datos a los que tienen acceso y utilizar estos aprendizajes en la toma de decisiones o en la generación de nuevo conocimiento (Rouhiainen, 2018). Así, se puede apreciar que lo importante no es solo el *hardware* de dichas máquinas, sino su relación con el sistema de procesamiento de información (Boden, 2016), lo cual condiciona la ejecución de tareas que pueden abarcar a petición del usuario.

Por otro lado, desde un punto de vista taxonómico, también se han tratado de clasificar las diferentes vertientes de la inteligencia artificial (o las herramientas basadas en su utilización), hablándose, en unas ocasiones, de inteligencia artificial generativa y, en otras, de inteligencia artificial interactiva.

De este modo, la inteligencia artificial generativa sería aquella capaz de crear, a partir del procesamiento de datos, contenido nuevo y original autónomamente en forma de textos, imágenes, música, etc. (Jovanovic y Campbell, 2022). La inteligencia artificial interactiva sería, por su parte, aquella que cuenta con la capacidad de interactuar directa y dinámicamente con el entorno, adaptándose a las necesidades del usuario a medida que se comunica con él (Pfeuffer *et al.*, 2023).

Por supuesto, esta categorización tiene un valor ante todo analítico, pues es muy habitual que la mayoría de las herramientas de inteligencia artificial incorporen la doble perspectiva generativa e interactiva, como de hecho sucede con ChatGPT (Van Slyke *et al.*, 2023), que, no obstante, tiene una capacidad interactiva aún limitada.

En este contexto, el número de aplicaciones y usos de la inteligencia artificial no ha dejado de crecer, teniendo algunas de ellas interesantes usos en el campo de la educación y en los procesos de enseñanza-aprendizaje. La inteligencia artificial generativa puede utilizarse para la creación de presentaciones, imágenes o vídeos sin necesidad de conocimientos de edición, pero también para la redacción de textos en la propia lengua o en otra extranjera, para la ampliación de contenidos o materiales didácticos, etc. (Yu y Guo, 2023). La inteligencia artificial interactiva, a su vez, permite crear *chatbots* con funciones de tutoría personal, generar servicios de evaluación automática diseñando itinerarios personalizados en función del resultado, realizar simulaciones en entornos seguros y controlados, conversar en otro idioma como si se hiciera con un compañero nativo, etc. (Deng y Yu, 2023; Zhang *et al.*, 2023).

Sin embargo, en el ámbito académico, y teniendo en cuenta el carácter embrionario de esta tecnología, parece adecuado comenzar evaluando dos aspectos: en primer lugar, en qué medida se está dando ya un uso efectivo de dichas herramientas en el proceso de enseñanza-aprendizaje de los estudiantes sabiendo qué les mueve a utilizarlas; y, en segundo lugar, en qué medida está influyendo su utilización en el rendimiento o en las calificaciones del alumnado.

Para ello, resulta fundamental partir de un modelo teórico, como el que constituye la versión extendida de la teoría unificada de la aceptación y uso de la tecnología (*unified theory of acceptance and use of technology* [UTAUT-2]) (Venkatesh *et al.*, 2012), que es una evolución del modelo UTAUT (Venkatesh *et al.*, 2003). Un modelo que, en cualquiera de sus versiones, ha tenido un papel relevante en el ámbito organizativo para predecir el potencial de integración de las nuevas tecnologías en diferentes contextos de aplicación.

Es en este marco de referencia, por tanto, donde se enmarca el presente estudio, que pretende responder a los siguientes interrogantes que guían la investigación:

- ¿Qué factores influyen en el uso de las herramientas interactivas de inteligencia artificial con fines académicos por parte de los estudiantes universitarios?
- ¿En qué medida dicha intención ha dado paso ya a integrar esta tecnología en los procesos de enseñanza-aprendizaje de este nivel educativo? ¿Qué influencia tiene su utilización en el rendimiento académico de los estudiantes?
- ¿Qué deberían tener en cuenta las universidades para racionalizar su implantación en este nivel académico?

Dar respuesta a estas cuestiones permitiría a las universidades anticiparse al momento temporal en que las herramientas interactivas de inteligencia artificial estarán plenamente integradas en el proceso de enseñanza-aprendizaje de los alumnos, ganando el tiempo suficiente para adaptar sus estructuras y procesos a la rutina diaria de los estudiantes.

## 2. Marco teórico

La UTAUT trataba de establecer un modelo teórico unificado con el objetivo de predecir el éxito a la hora de introducir una nueva tecnología en un determinado contexto u organización (Venkatesh *et al.*, 2003).

Para ello, analizaba una serie de factores que, gestionados adecuadamente, permitían incrementar su aceptación entre los consumidores o potenciales usuarios. El modelo UTAUT constaba en sus inicios de cuatro factores, si bien estos fueron incrementándose debido al continuo avance de las tecnologías y al estudio de sus procesos de integración social, dando lugar al modelo UTAUT-2 (Venkatesh *et al.*, 2012), que incrementaba notablemente su capacidad de predicción frente al modelo original.

Teniendo en cuenta todo ello, el modelo final quedó configurado en torno a siete factores (Tamilmani *et al.*, 2021; Venkatesh *et al.*, 2016): la expectativa de rendimiento, la expectativa de esfuerzo, la influencia social, las condiciones facilitadoras, la motivación hedónica, el valor del precio y el hábito.

### 2.1. Hipótesis de investigación

Como se ha comentado, la inteligencia artificial es una tecnología que, si bien lleva tiempo desarrollándose, no se ha comenzado a utilizar de forma generalizada hasta muy recientemente. De hecho, es esta difusión a nivel de población general la que ha permitido multiplicar el número de aplicaciones que la utilizan en contextos tan dispares como el marketing (Sharma *et al.*, 2022), la salud (Li *et al.*, 2023) o los recursos humanos (Horodyski, 2023).

En el contexto educativo se han realizado múltiples investigaciones en este sentido, algunas de las cuales incorporan enfoques teóricos o modelos de referencia diferentes (Han y Liu, 2022; Zou y Huang, 2023), si bien el principal problema radica en que muchas de ellas tratan la inteligencia artificial como un todo (Gado *et al.*, 2022), no diferenciando entre tipos de herramientas (inteligencia artificial generativa o inteligencia artificial interactiva, por ejemplo), o se van al extremo opuesto, analizando simplemente la utilización de una aplicación o de una herramienta concreta (Chen *et al.*, 2020).

En este marco de referencia, la presente investigación trata de determinar los factores que pueden influir en el uso efectivo de las herramientas interactivas de inteligencia artificial por parte de los estudiantes universitarios españoles, siempre con la vista puesta en su proceso formativo. Para ello, plantea siete hipótesis que se derivan de la relación de los factores constitutivos de la UTAUT-2 con el uso efectivo de las herramientas interactivas, así como de la relación de dicha utilización con el rendimiento académico.

De este modo, se consideran seis factores:

- Expectativas de rendimiento.
- Expectativas de esfuerzo.
- Condiciones limitantes.
- Motivación hedónica.
- Valor del precio.
- Hábito.

Como se puede apreciar, se ha prescindido del factor de influencia social y se ha sustituido el factor de condiciones facilitadoras por su inverso «condiciones limitantes», pretendiendo con ello centrar la investigación en aquellos factores exclusivamente personales.

De este modo, Tian *et al.* (2024) analizaron el grado de aceptación y utilización de la tecnología AI Chatbot entre estudiantes chinos de posgrado, confirmándose la influencia de las expectativas de rendimiento en la intención de uso. En esta misma línea, Gado *et al.* (2022) comprobaron que, a través de la norma social, así como de la actitud ante la inteligencia artificial, la utilidad y el conocimiento percibido, se podía predecir la intención de uso de los sistemas de inteligencia artificial en un grupo de estudiantes de psicología. Y del mismo modo, Bilquise *et al.* (2024) obtuvieron resultados consistentes con los expuestos previamente al analizar la intención de un grupo de estudiantes universitarios para aceptar un *chatbot* de asesoramiento académico impulsado por inteligencia artificial. Por tanto, considerando la consistencia en cuanto a la influencia de los factores iniciales en la intención de uso de los sistemas de inteligencia artificial, parece oportuno plantear las dos primeras hipótesis de investigación:

**H1.** Las expectativas de rendimiento desarrolladas por los estudiantes influirán en el uso de las herramientas basadas en inteligencia artificial interactiva.

**H2.** Las expectativas de esfuerzo de los estudiantes afectarán al uso de las herramientas basadas en inteligencia artificial interactiva.

En cuanto a las condiciones limitantes –un factor que pretende considerarse como una ampliación del factor de condiciones facilitadoras y que permite medir directamente su sentido inverso–, cabe mencionar el estudio de An *et al.* (2023). Estos autores realizaron una investigación que trataba de evaluar el aprendizaje de idiomas asistido por inteligencia artificial. Sus resultados revelaron que la expectativa de esfuerzo podía predecir la intención conductual de usar inteligencia artificial asistida para el aprendizaje de idiomas solo para estudiantes de secundaria, mientras que la experiencia de aprendizaje con inteligencia artificial podía predecir la intención conductual de usar esta herramienta solo para estudiantes

de secundaria superior. Sin embargo, las condiciones facilitadoras no podían predecir la intención conductual para ninguno de los grupos. Contrariamente a ello, el estudio de Ni y Cheung (2023), que analizaba la intención de uso de los sistemas de tutoría inteligente para facilitar el aprendizaje del inglés en una muestra de estudiantes de secundaria chinos, sí encontró que las condiciones facilitadoras se relacionaban con la intención de continuidad. Como se puede apreciar, existen resultados no concluyentes, lo que permite plantear la siguiente hipótesis:

**H3.** La existencia de condiciones limitantes en el alumnado no influirá en el uso de las herramientas basadas en inteligencia artificial interactiva.

En cuanto a la motivación hedónica y el hábito, uno de los estudios más relevantes fue el realizado por Strzelecki (2024), quien analizó el uso de ChatGPT con fines educativos en una muestra de estudiantes universitarios polacos. De este modo, el autor encontró que el hábito era el factor más determinante en la intención, seguido de la expectativa de desempeño y la motivación hedónica. Además, también profundizó en el uso efectivo de la herramienta, comprobando que el factor más determinante era la propia intención de uso, seguido del hábito. Por otra parte, Delcker *et al.* (2024) analizaron los datos de 634 estudiantes universitarios de primer año, concluyendo que las actitudes hacia la inteligencia artificial predecían significativamente el uso previsto de las herramientas de inteligencia artificial y que los beneficios percibidos de la tecnología de inteligencia artificial llevaban a los estudiantes a percibir los robots de inteligencia artificial como socios colaboradores. Teniendo ello en cuenta, procede señalar las siguientes hipótesis de investigación:

**H4.** La motivación hedónica condicionará el uso de las herramientas basadas en inteligencia artificial interactiva.

**H5.** El valor del precio determinará el uso de las herramientas basadas en inteligencia artificial interactiva.

**H6.** El hábito en el acceso y uso de servicios de internet, así como de inteligencia artificial generativa, determinará el uso de las herramientas basadas en inteligencia artificial interactiva.

Finalmente, algunos autores como Gao *et al.* (2024) analizaron la integración de estas tecnologías en el proceso educativo y su relación con el rendimiento académico, encontrando una influencia significativa, lo cual se asemeja a los hallazgos de Pacheco-Mendoza *et al.* (2023), quienes estudiaron la influencia del uso de herramientas de inteligencia artificial en el rendimiento académico, encontrando asimismo una relación positiva. Todo ello permite, pues, plantear la última hipótesis de investigación.

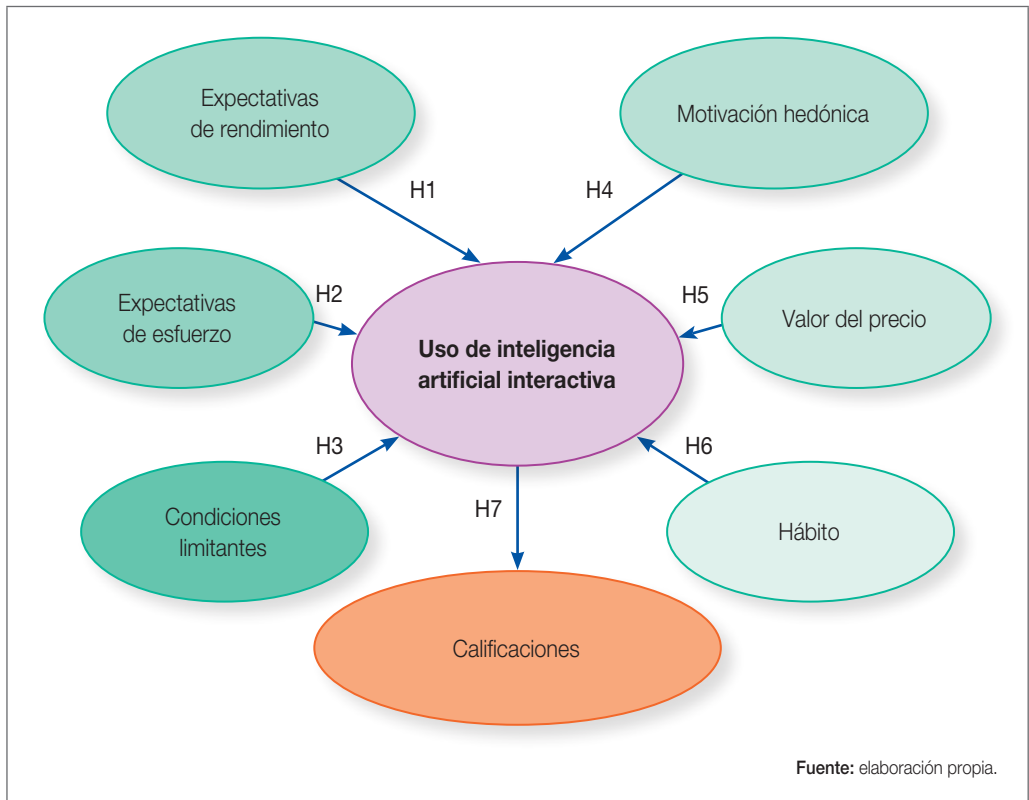
**H7.** El uso de la inteligencia artificial interactiva influirá positivamente en las calificaciones obtenidas.



## 2.2. Modelo de evaluación propuesto

Teniendo en cuenta la revisión de la literatura científica realizada en el presente estudio, se plantea un modelo de evaluación (véase figura 1) que permite observar las relaciones que cabría esperar entre las dimensiones analizadas y el uso de la inteligencia artificial interactiva, así como la relación existente entre esta y las calificaciones obtenidas.

Figura 1. Propuesta de modelo de evaluación



## 3. Método

En el presente apartado se detallará la metodología de investigación adoptada, describiendo el diseño de la investigación, el perfil de la muestra, el instrumento utilizado, el procedimiento de implementación del cuestionario y la metodología para el análisis de los resultados.

### 3.1. Diseño de investigación

La presente investigación educativa (Guevara Alban *et al.*, 2020) se enmarca en los diseños *ex post facto*, pudiendo definirse más concretamente como «diseño prospectivo de grupo único» (Fontes de Gracia *et al.*, 2005). Así, trata de analizar las relaciones entre variables que permiten predecir la variable criterio objeto de estudio. La muestra se ha realizado a partir de un muestreo no probabilístico e incidental (Rodríguez-Sabiote *et al.*, 2022) que pretende conocer el uso efectivo de herramientas basadas en inteligencia artificial interactiva con fines educativos.

### 3.2. Participantes

La muestra de la investigación está formada por 306 estudiantes universitarios y compuesta mayoritariamente por mujeres (71,50 %), algo que se explica por el carácter típicamente feminizado de las titulaciones del estudio. Los participantes en la investigación tienen una edad media de 19,51 años ( $DT = 3,396$ ), con una moda de 18 años, ya que se trata fundamentalmente de alumnos de primer curso (74,20 %) que emitieron sus respuestas en el curso 2023-2024. El cuadro 1 detalla la descripción de la muestra de este estudio.

Cuadro 1. Descripción de la muestra

	N	%
<b>Género</b>		
Hombre	61	19,90 %
Mujer	244	79,70 %
No binario	1	0,30 %
<b>Titulación universitaria</b>		
Maestro en Educación Infantil	98	32 %
Psicología	75	24,50 %
Maestro en Educación Primaria	69	22,50 %
Doble Grado en ADE + Derecho	41	13,40 %
Pedagogía	23	7,50 %



	N	%
<b>Curso académico</b>		
Primero	227	74,20%
Segundo	12	3,90%
Tercero	9	2,90%
Cuarto	36	11,80%
Quinto	22	7,20%
<b>Realización de trabajo remunerado</b>		
Sí	69	22,50%
No	237	77,50%
<b>Has solicitado beca en el presente curso académico</b>		
Sí	163	53,30%
No	143	46,70%
<b>Calificaciones</b>		
Mayoría de suspensos	4	1,30%
Mayoría de aprobados	133	43,50%
Mayoría de notables	125	40,80%
Mayoría de sobresalientes/Matrícula de honor	44	14,40%

**Nota.** ADE (Administración y Dirección de Empresas).

Fuente: elaboración propia.

### 3.3. Técnica e instrumento de recogida de información

Para recoger los datos se ha utilizado un cuestionario diseñado *ad hoc* que toma como referencia la UTAUT-2 (Venkatesh *et al.*, 2012).

El instrumento completo está formado por 57 ítems que se distribuyen en siete dimensiones, más un apartado inicial de datos personales y sociodemográficos. En él se incluyen 12 ítems con preguntas de selección y preguntas abiertas que cuestionan sobre aspectos como el género, la edad, el nivel de estudios cursado, la titulación, el curso, el mayor nivel de estudios alcanzado, la solicitud de beca, la realización de trabajos remunerados, las calificaciones obtenidas, la intención de cambio de universidad, la intención de abandono de la titulación o la intención de abandono de los estudios universitarios.

A continuación, se incluyen las siete dimensiones, cuyos ítems se responden conforme a una escala de respuesta tipo Likert de 4 puntos (1 = totalmente en desacuerdo, 2 = en desacuerdo, 3 = de acuerdo y 4 = totalmente de acuerdo). Estas dimensiones se componen de un número de ítems específico: expectativas de rendimiento (7 ítems), expectativas de esfuerzo (6 ítems), condiciones limitantes (7 ítems), motivación hedónica (6 ítems), valor del precio (6 ítems), hábito (6 ítems) y uso de la inteligencia artificial interactiva (7 ítems). En el cuadro 2, se puede consultar la asignación de ítems a las diferentes dimensiones.

Cuadro 2. Ítems agrupados por dimensión

Variable	Ítem	Descripción
Expectativas rendimiento (ER)	ER1	Considero que utilizar la inteligencia artificial interactiva permitirá personalizar el aprendizaje ayudándome a avanzar a mi propio ritmo.
	ER2	Considero que utilizar la inteligencia artificial interactiva me permitirá obtener un <i>feedback</i> inmediato al plantear las dudas sobre los contenidos.
	ER3	Considero que utilizar la inteligencia artificial me facilitará el acceso a recursos educativos adicionales como <i>chatbots</i> educativos ( <i>bots</i> que responden por <i>chat</i> adoptando el rol del docente), adaptar las actividades al progreso de los estudiantes y proporcionar ejercicios interactivos y retroalimentación en tiempo real.
	ER4	Considero que utilizar la inteligencia artificial interactiva me permitirá ampliar mis conocimientos.
	ER5	Considero que utilizar la inteligencia artificial interactiva me ayudará a realizar con más rapidez mi trabajo académico.
	ER6	Considero que utilizar la inteligencia artificial interactiva me ayudará a realizar con más eficacia mi trabajo académico.
	ER7	Considero que utilizar la inteligencia artificial interactiva me permitirá mejorar mis calificaciones.



Variable	Ítem	Descripción
Expectativas de esfuerzo (EE)	EE1	Creo que será fácil para mí aprender a utilizar la inteligencia artificial interactiva.
	EE2	Creo que aprenderé a utilizar la inteligencia artificial interactiva con rapidez.
	EE3	Creo que el manejo de la inteligencia artificial interactiva será intuitivo y comprensible.
	EE4	Creo que podré aprender a utilizar la inteligencia artificial interactiva sin necesidad de realizar una formación específica.
	EE5	Estoy concienciado de que tengo que aprender a utilizar la inteligencia artificial interactiva.
	EE6	Creo que la aplicación de la inteligencia artificial interactiva facilitará el acceso a los contenidos educativos.
Condiciones limitantes (CL)	CL1	Creo que la inteligencia artificial interactiva responde más a una estrategia de marketing que a una necesidad real de la sociedad o de la educación.
	CL2	Considero que la inteligencia artificial interactiva es irrelevante para tratar ciertos contenidos de las asignaturas de mi grado.
	CL3	Creo que los docentes tienen limitaciones o carencias con respecto a sus competencias digitales y formación específica para el uso de la inteligencia artificial interactiva.
	CL4	Creo que los alumnos tienen limitaciones o carencias con respecto a sus competencias digitales y formación específica para el uso de la inteligencia artificial interactiva.
	CL5	Creo que mi universidad mostrará una actitud reticente o contraria a la utilización de la inteligencia artificial interactiva en las facultades.
	CL6	Creo que el uso de la inteligencia artificial interactiva contribuirá a aumentar la sensación de aislamiento y soledad en el proceso de aprendizaje.
	CL7	Creo que utilizar la inteligencia artificial interactiva puede contribuir a que me distraiga o desconcentre durante las clases.
Motivación hedónica (MH)	MH1	Tengo una actitud positiva o expectativas positivas hacia el uso de la inteligencia artificial interactiva.
	MH2	Creo que disfrutaré utilizando la inteligencia artificial interactiva.



Variable	Ítem	Descripción
Motivación hedónica (MH) (cont.)	MH3	Creo que utilizar la inteligencia artificial interactiva será divertido.
	MH4	Creo que utilizar la inteligencia artificial interactiva con fines educativos será motivador.
	MH5	Creo que utilizar la inteligencia artificial interactiva con fines educativos incrementará el componente lúdico del aprendizaje.
	MH6	Creo que utilizar la inteligencia artificial interactiva hará más entretenida la formación académica.
Valor-precio (VP)	VP1	Creo que acceder a la inteligencia artificial interactiva tendrá un coste razonable.
	VP2	Creo que podré sufragar los gastos del equipo informático necesario para acceder a la inteligencia artificial interactiva.
	VP3	Creo que podré costear una conexión de calidad suficiente para acceder a la inteligencia artificial interactiva.
	VP4	Creo que la universidad facilitará la infraestructura y el equipo para acceder a la inteligencia artificial interactiva.
	VP5	Creo que acceder a la inteligencia artificial interactiva me permitirá rentabilizar los gastos que genera.
	VP6	Creo que el uso de la inteligencia artificial interactiva puede reducir los costes educativos.
Hábito (HA)	HA1	Accedo a servicios de internet frecuentemente.
	HA2	Uso las redes sociales con frecuencia.
	HA3	Utilizo servicios de inteligencia artificial interactiva (búsqueda de información, creación de textos, etc.).
	HA4	Estoy familiarizado con el uso de herramientas educativas a través de internet.
	HA5	Utilizo los servicios de internet para encontrar información.
	HA6	Realizo trabajos colaborativos a través de la red con fines educativos.

Variable	Ítem	Descripción
Uso de la inteligencia artificial interactiva (US)	US1	Utilizo la inteligencia artificial interactiva para que me ayude a establecer procesos de tutoría individualizada y consultas a través de <i>chatbots</i> inteligentes.
	US2	Utilizo la inteligencia artificial interactiva para que me ayude personalizando mi aprendizaje en las plataformas de aprendizaje <i>online</i> (recomendando contenido personalizado, realizando seguimiento, etc.).
	US3	Utilizo la inteligencia artificial interactiva para que me ayude en la traducción de textos y en el aprendizaje de idiomas.
	US4	Utilizo la inteligencia artificial interactiva para que me ayude desarrollando procesos de evaluación automática (generando exámenes, cuestionarios, solicitando evaluaciones, etc.).
	US5	Utilizo la inteligencia artificial interactiva para que me ayude desarrollando simulaciones y entornos de aprendizaje virtual que me permitan experimentar y realizar prácticas de manera segura.
	US6	Utilizo la inteligencia artificial interactiva para analizar datos sobre mi progreso de aprendizaje que me permitan mejorar la eficacia de mi proceso educativo.
	US7	Utilizo la inteligencia artificial interactiva para que me ayude en mis necesidades específicas de apoyo educativo (adaptando contenido, guiando mi atención, etc.).

Fuente: elaboración propia.

### 3.4. Procedimiento de recogida de información

El procedimiento de implementación del cuestionario se realizó durante el primer y el segundo semestre del curso 2023-2024. Para ello, se contactó en primer lugar con los docentes de las asignaturas a los cuales se les explicó el objetivo de la investigación y se les enseñó el instrumento de evaluación. Una vez aceptada la participación, miembros del equipo de investigación acudieron al aula, presentando el cuestionario a los alumnos en los momentos iniciales de la asignatura impartida por los docentes colaboradores. Tras explicarles el objetivo del estudio y la forma de cumplimentación del instrumento, se proyectó un enlace que daba acceso a la versión *online* del cuestionario, publicado en Google Forms. De este modo, los alumnos pudieron responder directamente utilizando su teléfono móvil o sus equipos informáticos, quedando los datos registrados y permitiendo su exportación a la base de datos.

Dicho cuestionario incluía un párrafo que garantizaba las condiciones de anonimato, la confidencialidad de los datos, la protección de los mismos y una cláusula de consentimiento informado aceptando la participación en el estudio. De este modo, y con todo ello, se garantizó el cumplimiento de los principios éticos propios de este tipo de estudios de acuerdo con la Declaración de Helsinki.

### 3.5. Análisis de datos

El análisis estadístico de los datos se ha llevado a cabo a través del paquete estadístico SPSS –utilizado para realizar los análisis descriptivos– y el SmartPLS 4 –que ha permitido analizar la fiabilidad y validez discriminante de las escalas–. Posteriormente, para comprobar las hipótesis propuestas, se utilizó el programa STATA, con el cual se realizó un análisis de regresión aparentemente no relacionada para validar el modelo planteado en este estudio. En particular, cuando se trabaja con modelos de regresión múltiple, el tipo de análisis de regresión aparentemente no relacionada puede resultar de interés, pues puede darse la situación en que diferentes ecuaciones, que a simple vista no están relacionadas, sí lo estén a través de la correlación de los errores (Peremans y Van Aelst, 2018). Este enfoque es particularmente útil cuando el modelo tiene más de una variable dependiente, puesto que pueden analizarse simultáneamente.

Para analizar los antecedentes de uso de herramientas de inteligencia artificial interactiva, la variable dependiente fue precisamente el uso, investigándose el impacto de un conjunto de variables explicativas que incluyen cómo son las expectativas de rendimiento, las expectativas de esfuerzo, las condiciones limitantes, la motivación hedónica, el valor del precio y el hábito, así como una serie de variables adicionales (género, beca, trabajo) que controlan fuentes adicionales de heterogeneidad en el uso de herramientas de inteligencia artificial interactivas. El modelo de regresión lineal se describe, por tanto, como:

#### Ecuación 1

$$US_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot ER_i + \beta_2 \cdot EE_i + \beta_3 \cdot CL_i + \beta_4 \cdot MH_i + \beta_5 \cdot VP_i + \beta_6 \cdot HA_i + \beta_7 \cdot CONTROL_i + \varepsilon_i$$

De este modo:

- $US_i$ , Utilización de la inteligencia artificial interactiva por el alumno  $i$ .
- $ER_i$ , Expectativas de rendimiento percibidas por el alumno  $i$ .
- $EE_i$ , Expectativas de esfuerzo percibidas por el alumno  $i$ .
- $CL_i$ , Condiciones limitantes percibidas por el alumno  $i$ .
- $MH_i$ , Motivación hedónica percibida por el alumno  $i$ .
- $VP_i$ , Valor de precio percibido por el alumno  $i$ .



- $HA_i$ , Hábito percibido por el alumno  $i$ .
- $CONTROL_i$ , Vector de variables de control (que incluye género, beca y trabajo).
- $\beta$ , Coeficiente desconocido.
- $\epsilon_i$ , Término de error del modelo que se distribuye de forma independiente e igual.

Posteriormente, en lo referente a las consecuencias del uso, se consideró como variable dependiente el factor relativo a las calificaciones; como independiente, el uso de herramientas de inteligencia artificial interactivas; y como variables de control, el género, las becas recibidas y la realización de trabajos remunerados.

### Ecuación 2

$$\text{Calificaciones} = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot US_i + \alpha_2 \cdot CONTROL_i + \omega_i$$

En este caso:

- $US$ , Resultado de la variable dependiente anterior que mide el uso de herramientas de inteligencia artificial interactiva.
- $\alpha$ , Coeficiente desconocido.
- $\omega$ , Término de error.

## 4. Resultados

Para analizar los resultados, se utilizó el procedimiento de dos pasos. En primer lugar, se midió la fiabilidad y validez discriminante. En segundo lugar, se comprobaron las hipótesis mediante regresión aparentemente no relacionada. En los siguientes epígrafes se describen los principales resultados obtenidos.

### 4.1. Fiabilidad y validez discriminante

Para averiguar la fiabilidad se utilizó el procedimiento en dos fases de Anderson y Gerbing (1988), a través del cual se calcularon la validez convergente y la validez discriminante de las variables. Para ello, se comprobó la fiabilidad de las variables mediante el análisis factorial confirmatorio, tras lo cual se calcularon la fiabilidad compuesta y la varianza media extraída (*average variance extracted* [AVE]). De acuerdo con Hair *et al.* (2019), los factores de carga deben ser preferiblemente superiores a 0,70. No obstante, los factores de carga entre 0,40 y 0,70 también son aceptables si el AVE de la variable es superior a 0,50. En este caso,

se han tenido que eliminar algunos factores que presentaban cargas bajas y hacían que este parámetro no se cumpliera. Como resultado se han aceptado aquellos factores de carga que se sitúan entre 0,585 y 0,938. Así pues, los resultados satisfacen los criterios de fiabilidad.

En cuanto a la consistencia interna (CI), lo ideal es que los valores de CI sean superiores a 0,70 (Hair *et al.*, 2019). En este estudio, tras la eliminación de los ítems no significativos, los valores de CI se sitúan en el intervalo entre 0,797 y 0,928. Por tanto, los resultados satisfacen los criterios de consistencia interna. Por último, la validez convergente requiere un AVE para cada variable que sea superior a 0,50 (Hair *et al.*, 2019). En este caso, los valores se sitúan entre 0,519 y 0,650. Por tanto, los resultados satisfacen los criterios de validez convergente (véase cuadro 3).

Cuadro 3. Propiedades psicométricas del modelo de evaluación

Variable	Ítem	Factor carga	AVE y CI
Expectativas de rendimiento (ER)	ER1	0,813	AVE = 0,559 CI = 0,834
	ER2	0,775	
	ER4	0,717	
	ER7	0,678	
Expectativas de esfuerzo (EE)	EE1	0,795	AVE = 0,549 CI = 0,829
	EE2	0,796	
	EE3	0,738	
	EE5	0,622	
Condiciones limitantes (CL)	CL1	0,659	AVE = 0,519 CI = 0,758
	CL2	0,884	
	CL7	0,585	
Motivación hedónica (MH)	MH1	0,757	AVE = 0,633 CI = 0,912
	MH2	0,846	
	MH3	0,802	
	MH4	0,835	
	MH5	0,718	
	MH6	0,807	



Variable	Ítem	Factor carga	AVE y CI
Valor precio (VP)	VP2	0,643	AVE = 0,571 CI = 0,797
	VP5	0,795	
	VP6	0,702	
Hábito (HA)	HA3	0,938	AVE = 0,673 CI = 0,801
	HA4	0,685	
Uso de la inteligencia artificial interactiva (US)	US1	0,774	AVE = 0,650 CI = 0,928
	US2	0,839	
	US3	0,758	
	US4	0,780	
	US5	0,847	
	US6	0,824	
	US7	0,816	

Overall goodness-of-fit index: SRMR = 0,067; NFI = 0,759.

Fuente: elaboración propia.

Posteriormente, para determinar la validez discriminante, se tuvieron en cuenta los dos enfoques principales para su evaluación (véase cuadro 4):

- Criterio de la razón de correlaciones Heterotrait-Monotrait (HTMT).
- Criterio de Fornell-Larcker.

El criterio HTMT se define como el valor medio de las correlaciones de los ítems entre constructos en relación con el promedio de las correlaciones de indicadores dentro del mismo constructo (Henseler *et al.*, 2015), considerando valores aceptables aquellos inferiores a 0,90 para constructos similares. Por su parte, el criterio de Fornell y Larcker (1981) sugiere que la raíz cuadrada del AVE de cada constructo debe ser mayor que las correlaciones cruzadas entre cada constructo y no inferiores a 0,50.

Por tanto, los resultados obtenidos cumplen con el criterio de validez discriminante en todos los casos.

Cuadro 4. Validez discriminante

	ER	EE	CL	MH	VP	HA	US
Expectativas de rendimiento (ER)	<b>0,747</b>	0,486	-0,367	0,591	0,475	0,267	0,514
Expectativas de esfuerzo (EE)	0,655	<b>0,741</b>	-0,243	0,605	0,468	0,583	0,386
Condiciones limitantes (CL)	0,509	0,354	<b>0,720</b>	0,624	0,364	0,364	0,248
Motivación hedónica (MH)	0,722	0,495	-0,470	<b>0,795</b>	0,576	0,344	0,511
Valor precio (VP)	0,329	0,325	-0,237	0,441	<b>0,756</b>	0,160	0,364
Hábito (HA)	0,374	0,368	-0,222	0,443	0,253	<b>0,821</b>	0,492
Uso de la inteligencia artificial interactiva (US)	0,426	0,333	-0,203	0,472	0,451	0,391	<b>0,806</b>

Fuente: elaboración propia.

A continuación, se ha realizado el análisis de regresión aparentemente no relacionada con el programa STATA.

En el cuadro 5 se presentan las estimaciones de los coeficientes de la regresión aparentemente no relacionada de los antecedentes de uso de herramientas de inteligencia artificial interactiva y las estimaciones de la ecuación de las consecuencias de los resultados sobre las calificaciones.

Los resultados muestran que el rendimiento ( $\beta = 0,289$ ;  $p < 0,01$ ), la motivación hedónica ( $\beta = 0,314$ ;  $p < 0,01$ ), el valor del precio ( $\beta = 0,205$ ;  $p < 0,01$ ) y el hábito ( $\beta = 0,256$ ;  $p < 0,01$ ) tienen una influencia significativa en el uso de herramientas de inteligencia artificial interactiva por parte de los estudiantes, confirmando así la H1, la H4, la H5 y la H6.

Por el contrario, las variables de control (género, beca y trabajo), así como las condiciones limitantes ( $\beta = 0,092$ ;  $p > 0,01$ ) y el esfuerzo ( $\beta = -0,039$ ;  $p > 0,01$ ), no presentan resultados significativos en el uso de la inteligencia artificial interactiva.

**Cuadro 5. Resultados de la regresión aparentemente no relacionada**

Variables independientes   Variables control	Variables dependientes	
	Uso de la IA interactiva	Calificaciones
	Ecuación 1 Chi <sup>2</sup> = 144,24 R <sup>2</sup> = 0,320 p < 0,01	Ecuación 2 Chi <sup>2</sup> = 12,41 R <sup>2</sup> = 0,039 p < 0,05
<b>Variables independientes</b>		
Expectativas de rendimiento	0,289***	–
Expectativas de esfuerzo	–0,039 n. s.	–
Condiciones limitantes	0,092 n. s.	–
Motivación hedónica	0,314***	–
Valor precio	0,205***	–
Hábito	0,256***	–
Uso de la inteligencia artificial interactiva	–	–0,134**
<b>Variables control</b>		
Género	0,017 n. s.	0,002 n. s.
Beca	0,033 n. s.	0,123 n. s.
Trabajo	–0,060 n. s.	0,037 n. s.

**Nota.** \*\*\* p < 0,001; \*\* p < 0,05; n. s. = no significativo.

**Fuente:** elaboración propia.

Estos datos confirman asimismo la H3, que planteaba la ausencia de influencia de las condiciones limitantes en el uso de la inteligencia artificial interactiva, pero descarta la H2, relativa a la influencia de las expectativas de esfuerzo en el uso de esta tecnología. Final-

mente, el uso de las herramientas de inteligencia artificial interactiva presenta una relación inversa con el rendimiento académico medido a través de las calificaciones ( $\beta = -0,134$ ;  $p < 0,05$ ), confirmando la H7, si bien es cierto que en sentido inverso al esperado.

## 5. Conclusiones

Las herramientas de inteligencia artificial interactiva han supuesto un gran avance en lo referente al acceso, individualización, adquisición y generación de conocimiento (Qu *et al.*, 2022), pero también han evidenciado las dificultades existentes del sistema educativo para adaptarse a una realidad que avanza a mayor velocidad de la que puede asumir. De este modo, los estudiantes hacen uso de herramientas tecnológicas que modifican su forma de enfrentarse a unos procesos de enseñanza-aprendizaje diseñados conforme a objetivos y procesos concretos, los cuales han quedado obsoletos precisamente por dicho avance tecnológico, con las consecuencias que ello genera en el rendimiento académico.

Por ello, el presente estudio ha tratado de determinar la influencia que tienen las diferentes dimensiones de un modelo basado en el marco teórico de la versión extendida de la UTAUT-2 en el uso de la inteligencia artificial interactiva, así como también analizar la influencia que su utilización tiene en el rendimiento académico de los estudiantes.

En este contexto, el primer factor que influye en el uso de la inteligencia artificial interactiva es el constituido por las expectativas de rendimiento o, dicho de otro modo, por la perspectiva manifestada por los estudiantes de que el uso de estas herramientas contribuirá a desarrollar un proceso educativo más individualizado y eficaz, lo cual permitirá mejorar el propio rendimiento y las calificaciones. Estos resultados siguen la línea de los obtenidos por Wu *et al.* (2022), quienes, basándose en el modelo UTAUT, analizaron la voluntad de aceptación de los entornos de aprendizaje asistidos por inteligencia artificial por parte de estudiantes universitarios.

Hallaron así que las expectativas de rendimiento constituían la variable más importante para determinar la voluntad de uso de los entornos de aprendizaje asistidos por inteligencia artificial, de forma que los estudiantes estarían dispuestos al uso de estas herramientas si con ello lograsen optimizar su aprendizaje y mejorar la eficiencia del mismo (Lai, 2021). Los resultados de Sobaih *et al.* (2024) y Dahri *et al.* (2024), por su parte, confirman esta tendencia, ya que, en el primer caso, pusieron de manifiesto que las expectativas de desempeño te-

---

Entre las conclusiones, podemos mencionar que las herramientas de inteligencia artificial interactiva han supuesto un gran avance en lo referente al acceso, individualización, adquisición y generación de conocimiento, pero también han evidenciado las dificultades existentes del sistema educativo para adaptarse a una realidad que avanza a mayor velocidad de la que puede asumir

---

nían una influencia directa en el uso de herramientas de inteligencia artificial, centrándose en este caso en la utilización de ChatGPT; y, en el segundo, demostraron que las expectativas de rendimiento predecían la aceptación y el uso de las herramientas de inteligencia artificial a nivel general.

Algo semejante ocurre con la motivación hedónica. Este aspecto, que se refiere al grado en que su uso produce disfrute y despierta respuestas afectivas positivas, fue identificado por Baabdullah (2018) como el principal factor motivador para realizar las acciones que requiere el uso de una tecnología. Desde esta perspectiva, Foroughi *et al.* (2023) encontraron que la motivación hedónica incrementaba la probabilidad de uso de los estudiantes universitarios en lo que respecta a utilizar una herramienta como ChatGPT con fines educativos, algo que fue corroborado por Tiwari *et al.* (2023), quienes también analizaron el uso que de esta herramienta hacían estudiantes universitarios.

La influencia del valor del precio y el hábito en el uso de herramientas de inteligencia artificial interactiva queda asimismo confirmada. En este caso, el «valor del precio» hace referencia al beneficio neto derivado de adoptar una tecnología habiendo considerado su coste, mientras que el «hábito» se refiere a la frecuencia de las conductas de utilización de herramientas tecnológicas con fines educativos. El estudio de Romero-Rodríguez *et al.* (2023) con estudiantes universitarios españoles es una buena muestra de ello, ya que estos investigadores encontraron que ambos factores influían en la conducta de uso de ChatGPT a través de la intención de uso, si bien el hábito tenía también una influencia directa en su utilización. Por otro lado, en el estudio de Nawaz *et al.* (2024), con 500 estudiantes pertenecientes a 17 universidades de Sri Lanka, los factores más importantes fueron el hábito y las expectativas de desempeño, los cuales actuaban sobre el comportamiento de uso a través de la intención.

En lo relativo a las condiciones limitantes, como constructo inverso al tradicional de condiciones facilitadoras, y al factor de expectativas de esfuerzo, en el presente estudio se ha hallado una ausencia de influencia respecto al uso de herramientas de inteligencia artificial interactiva. A este respecto, es interesante mencionar el estudio de Alshammari y Alshammari (2024), para quienes la relación de las expectativas de esfuerzo con la intención de uso de ChatGPT era insignificante, algo que ocurría también con las condiciones facilitadoras. Sin embargo, en el estudio de Chatterjee y Bhattacharjee (2020), ambos factores tienen una influencia significativa, si bien las condiciones facilitadoras actuarían a través de la intención de uso, mientras que las expectativas de esfuerzo lo harían a través de las actitudes, que influirían a su vez en la intención de uso para condicionar finalmente la propia adopción de herramientas. Por tanto, se puede apreciar, en lo referente a estos factores, una variabilidad de resultados que impide llegar a conclusiones concluyentes.

Finalmente, el resultado más sorprendente del estudio es el relativo a la influencia del uso de herramientas de inteligencia artificial interactiva sobre el rendimiento académico medido a través de las calificaciones. Si bien es cierto que estudios como el de Dahri *et al.* (2024) no encontraron una relación significativa entre ambos factores, otros estudios sí que

lo han hecho, pero siempre en sentido positivo (Altememy *et al.*, 2023; Pacheco-Mendoza *et al.*, 2023). Encontrar una relación inversa muestra, pues, un preocupante lado oscuro en el uso de las herramientas de inteligencia artificial interactiva, en el cual es necesario profundizar. Este resultado podría deberse a que dichas herramientas facilitan el acceso directo y la adquisición de conocimientos finalistas, lo que conllevaría que el alumno tendría que realizar un esfuerzo menor.

Ello le influiría reduciendo su capacidad de atención, sus procesos memorísticos, su pensamiento crítico, su creatividad, etc., empeorando su entendimiento sobre las relaciones de causa-efecto por las que se llega a dichos resultados. O, dicho de otro modo, a que el uso de estas herramientas facilita una mayor velocidad de acceso al conocimiento último de un campo del saber, en detrimento de la comprensión del mismo. Así, se hace imperiosa la necesidad de profundizar en este análisis y de que las universidades y los docentes incorporen en su planificación docente estrategias que establezcan de qué modo y con qué objetivo se podrían integrar estas herramientas tecnológicas en el proceso de enseñanza-aprendizaje para la obtención de un resultado satisfactorio.

En lo referente a las implicaciones teóricas de la investigación, estas profundizan en la conceptualización de los modelos derivados del marco de referencia UTAUT-2, los cuales se han utilizado habitualmente para predecir la intención de uso o el uso efectivo que se hace de una tecnología en un contexto concreto (Teng *et al.*, 2022). En este sentido, la investigación profundiza en la comprensión de los factores que incrementan la probabilidad de uso de nuevas herramientas tecnológicas, avala la necesidad de contemplar la integración de las herramientas de inteligencia artificial interactiva en la planificación de los procesos de enseñanza-aprendizaje del ámbito universitario y permite adentrarse en el estudio relativo del ajuste entre las expectativas de los estudiantes y los resultados obtenidos.

En cuanto a las implicaciones prácticas, estas proporcionan una información fundamental que debería considerarse en todos los procesos de enseñanza-aprendizaje que se lleven a cabo en el ámbito universitario. El aspecto más determinante es, como ya se ha comentado, que el uso de las herramientas de inteligencia artificial interactiva parece estar influyendo negativamente en el rendimiento académico, medido a través de las calificaciones. Ello resulta extremadamente preocupante, especialmente si se tiene en cuenta que uno de los principales motivos que tienen los estudiantes para su utilización es precisamente su consideración de que mejorarán sus resultados (Tian *et al.*, 2024), lo que genera una profunda incoherencia en cuanto a las expectativas de uso. Por tanto, sería necesario plantearse hasta qué punto las facilidades derivadas del uso de las herramientas de inteligencia artificial interactiva en el proceso de enseñanza-aprendizaje no están resultando contraproducentes.

En cuanto a las implicaciones contextuales, el estudio trata de determinar cuáles son los factores que influyen en el uso que se hace de las herramientas de inteligencia artificial interactivas y analizar su papel en el rendimiento académico universitario. Sin embargo, se ha de tener en cuenta que, hasta el momento, las herramientas basadas en inteligencia artificial no se han adoptado ampliamente en la educación superior (O'Dea y O'Dea, 2023) y



mucho menos desde una perspectiva planificada de la institución universitaria. De hecho, su utilización se basa en una decisión mayormente informal e individualizada que los propios estudiantes realizan en función de los beneficios que consideran que pueden obtener de ellas en términos de eficacia y eficiencia del aprendizaje.

Por tanto, el presente trabajo establece la necesidad de abordar la integración de la inteligencia artificial en el ámbito universitario desde un marco estructurado, aunque no solo por la necesidad de considerar las herramientas que *de facto* utilizan los estudiantes en el proceso de enseñanza-aprendizaje, sino también porque, como exponen Astigarraga y Carrera Farran (2018), la universidad debe potenciar el desarrollo de las competencias transversales que demanda el mercado laboral.

Al margen del interés y la importancia de los resultados expuestos, la investigación cuenta con algunas limitaciones que es necesario considerar y que pueden marcar a su vez el camino para mejorar la validez de los resultados. Por ejemplo, cabe mencionar lo reducido de la muestra, tanto por número de sujetos como por número de titulaciones analizadas. En este sentido, podría ser adecuado continuar la investigación planteando un muestreo estratificado por titulaciones y ramas de conocimiento, tratando también de balancear la muestra en función de aspectos como el género, el disfrute o no de beca y la realización o no de trabajos remunerados fuera del hogar.

Del mismo modo, la operativización de la variable rendimiento académico contempla unos rangos excesivamente amplios, por lo que sería interesante plantearse en el futuro un indicador más preciso, como podría ser la media académica. Además, el estudio considera las herramientas de inteligencia artificial interactiva desde una perspectiva integrada. Esto genera ciertas dificultades, pues, como se ha mencionado, la fase actual parece un estadio transitorio de evolución tecnológica en el cual muchas herramientas se encuentran en un punto intermedio entre lo generativo y lo interactivo.

Este aspecto, de hecho, parece marcar el camino por donde deberían ir las líneas futuras de investigación, que quizás podrían considerar los diferentes tipos de herramientas (*chatbot*, programas de simulación, servicios de idiomas, etc.), en lugar del conjunto de herramientas en su totalidad. Asimismo, podría tenerse en cuenta la posibilidad de establecer un estudio comparativo que, basado en un diseño con grupo experimental y grupo control, contase con una planificación rigurosa que tuviese en cuenta las herramientas de inteligencia artificial interactiva utilizadas, lo cual permitiría avanzar en la comprensión de las diferencias y el efecto real que su uso tendría en el rendimiento académico.

---

**El presente estudio ha puesto de manifiesto que la utilización de las herramientas de inteligencia artificial interactiva con una finalidad educativa es ya una realidad entre los estudiantes universitarios y ha establecido algunos de los factores que les conducen a usarlas. Ahora bien, la adopción autónoma de estas herramientas como instrumentos para facilitar los procesos de enseñanza-aprendizaje y potenciar el rendimiento podría estar siendo ineficaz o incluso contraproducente**

---

En definitiva, el presente estudio ha puesto de manifiesto que la utilización de herramientas de inteligencia artificial interactiva con finalidad educativa es ya una realidad entre los alumnos universitarios y ha establecido algunos de los factores que les conducen a usarlas. Ahora bien, la adopción autónoma de estas herramientas como instrumentos para facilitar los procesos de enseñanza-aprendizaje y potenciar el rendimiento podría estar siendo ineficaz o incluso contraproducente. Ello exige que tanto los docentes como las instituciones universitarias consideren el uso de estas herramientas en la planificación pedagógica, pudiendo ser adecuado incluso integrar la formación sobre las mismas en sus contenidos curriculares.

## Referencias bibliográficas

- 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*, 20(1), 1-16. <http://dx.doi.org/10.4018/IJICTE.339557>
- Altememy, H. A., Mohammed, B. A., Hsony, M. K., Hassan, A. Y., Mazhair, R., Dawood, I. I., Al Jouani, I. S., Zearah, S. A. y Sharif, H. R. (2023). The influence of the artificial intelligence capabilities of higher education institutions in Iraq on students' academic performance: the role of AI-based technology application as a mediator. *Eurasian Journal of Educational Research*, 124, 267-282.
- An, X., Chai, C. S., Li, Y., Zhou, Y. y Yang, B. (2023). Modeling students' perceptions of artificial intelligence assisted language learning. *Computer Assisted Language Learning*, 1-22. <https://doi.org/10.1080/09588221.2023.2246519>
- Anderson, J. C. y Gerbing, D. W. (1988). Structural equation modelling in practice: a review and recommended two-step approach. *Psychological Bulletin*, 103(3), 411-423. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.103.3.411>
- Astigarraga, E. y Carrera Farran, X. (2018). Necesidades a futuro y situación actual de las competencias en educación superior en el contexto de España. *Revista Digital de Investigación en Docencia Universitaria*, 12(2), 35-58. <https://doi.org/10.19083/ridu.2018.731>
- Baabdullah, A. M. (2018). Consumer adoption of mobile social network games (M-SNGs) in Saudi Arabia: the role of social influence, hedonic motivation and trust. *Technology in Society*, 53, 91-102. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2018.01.004>
- Bilquise, G., Ibrahim, S. y Salhieh, S. M. (2024). Investigating student acceptance of an academic advising chatbot in higher education institutions. *Education and Information Technologies*, 29, 6.357-6.382. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12076-x>
- Boden, M. (2016). *AI. It's Nature and Future*. OUP Oxford.
- Chatterjee, S. y Bhattacharjee, K. K. (2020). Adoption of artificial intelligence in higher education: a quantitative analysis using structural equation modelling. *Education and Information Technologies*, 25, 3.443-3.463. <https://doi.org/10.1007/s10639-020-10159-7>

- Chen, H. L., Widaros, G. V. y Sutrisno, H. (2020). A ChatBot for learning Chinese: learning achievement and technology acceptance. *Journal of Educational Computing Research*, 58(6), 1.161-1.189. <https://doi.org/10.1177/0735633120929622>
- Dahri, N. A., Yahaya, N., Al-Rahmi, W. M., Vighio, M. S., Alblehai, F., Soomro, R. B. y Shutaleva, A. (2024). Investigating AI-based academic support acceptance and its impact on students' performance in Malaysian and Pakistani higher education institutions. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12599-x>
- Delcker, J., Heil, J., Ifenthaler, D., Seufert, S. y Spirgi, L. (2024). First-year students AI-competence as a predictor for intended and de facto use of AI-tools for supporting learning processes in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21, 1-13. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00452-7>
- Deng, X. y Yu, Z. (2023). A meta-analysis and-systematic review of the effect of chatbot technology use in sustainable education. *Sustainability*, 15(4), 1-19. <https://doi.org/10.3390/su15042940>
- Fontes de Gracia, S., García Gallego, C., Garriga Trillo, A. J., Pérez-Llantada Rueda, M.ª C. y Sarriá Sánchez, E. (2005). *Diseños de investigación en psicología*. UNED.
- Fornell, C. y Larcker, D. F. (1981). Structural equation models with unobservable variables and measurement error: algebra and statistics. *Journal of Marketing Research*, 18(3), 382-388. <https://doi.org/10.1177/002224378101800313>
- Foroughi, B., Senali, M. G., Iranmanesh, M., Khanfar, A., Ghobakhloo, M., Annamalai, N. y Naghmeh-Abbaspour, B. (2023). Determinants of intention to use ChatGPT for educational purposes: findings from PLS-SEM and fsQCA. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 40(17), 4.501-4.520. <https://doi.org/10.1080/10447318.2023.2226495>
- Gado, S., Kempen, R., Lingelbach, K. y Bipp, T. (2022). Artificial intelligence in psychology: how can we enable psychology students to accept and use artificial intelligence? *Psychology Learning & Teaching*, 21(1), 37-56. <https://doi.org/10.1177/14757257211037149>
- Gao, Z., Chea, J.-H., Lim, X.-J. y Luo, X. (2024). Enhancing academic performance of business students using generative AI: an interactive-constructive-active-passive (ICAP) self-determination perspective. *The International Journal of Management Education*, 22(2). <https://doi.org/10.1016/j.ijme.2024.100958>
- Guevara Alban, G. P., Verdesoto Arguello, A. E. y Castro Molina, N. E. (2020). Metodologías de investigación educativa (descriptivas, experimentales, participativas y de investigación-acción). *Revista Científica Mundo de la Investigación y el Conocimiento*, 4(3), 163-173.
- Hair, J. F., Babin, B. J., Black, W. C. y Anderson, R. E. (2019). *Multivariate Data Analysis* (8.ª ed.). Cengage.
- Han, S. H. y Liu, M. (2022). Developing an inclusive Q&A chatbot in massive open online courses. En M. M. Rodrigo, N. Matsuda, A. I. Cristea y V. Dimitrova (Eds.), *Artificial Intelligence in Education. Posters and Late Breaking Results, Workshops and Tutorials, Industry and Innovation Tracks, Practitioners' and Doctoral Consortium. AIED 2022* (pp. 10-15). Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-11647-6\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-031-11647-6_2)
- Henseler, J., Ringle, C. M. y Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43, 115-135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>

- Horodyski, P. (2023). Recruiter's perception of artificial intelligence (AI)-based tools in recruitment. *Computers in Human Behavior Reports*, 10. <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2023.100298>
- Jovanovic, M. y Campbell, M. (2022). Generative artificial intelligence: trends and prospects. *Computer*, 55(19), 107-112. <https://doi.org/10.1109/MC.2022.3192720>
- Lai, C.-L. (2021). Exploring university students' preferences for ai-assisted learning environment: a drawing analysis with activity theory framework. *Educational Technology & Society*, 24(4), 1-15. <https://www.jstor.org/stable/48629241>
- Li, L., Peng, W. y Rheu, M. (2023). Factors predicting intentions of adoption and continued use of artificial intelligence chatbots for mental health: examining the role of UTAUT Model, stigma, privacy concerns, and artificial intelligence hesitancy. *Telemedicine and E-Health*, 30(3), 722-730. <https://doi.org/10.1089/tmj.2023.0313>
- Nawaz, S. S., Sanjeetha, M. B., Al Murshidi, G., Riyath, M. I., Yamin, F. B. y Mohamed, R. (2024). Acceptance of ChatGPT by undergraduates in Sri Lanka: a hybrid approach of SEM-ANN. *Interactive Technology and Smart Education*. <https://doi.org/10.1108/ITSE-11-2023-0227>
- Ni, A. y Cheung, A. (2023). Understanding secondary students' continuance intention to adopt AI-powered intelligent tutoring system for English learning. *Education and Information Technologies*, 28(3), 3.191-3.216. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11305-z>
- O'Dea, X. y O'Dea, M. (2023). Is artificial intelligence really the next big thing in learning and teaching in higher education? A conceptual paper. *Journal of University Teaching and Learning Practice*, 20(5). <https://doi.org/10.53761/1.20.5.05>
- Pacheco-Mendoza, S., Guevara, C., Mayorga-Albán, A. y Fernández-Escobar, J. (2023). artificial intelligence in higher education: a predictive model for academic performance. *Education Sciences*, 13. <https://doi.org/10.3390/educsci13100990>
- Peremans, K. y Van Aelst, S. (2018). Robust inference for seemingly unrelated regression models. *Journal of Multivariate Analysis*, 167, 212-224. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2018.05.002>
- Pfeuffer, N., Baum, L., Stammer, W., Abdel-Karim, B. M., Schramowski, P., Bucher, A. M., Hügél, C., Rohde, G., Kersting, K. y Hinz, O. (2023). Explanatory interactive machine learning. *Business & Information Systems Engineering*, 65(6), 677-701. <https://doi.org/10.1007/s12599-023-00806-x>
- Priyadarshini, I., Mohanty, P. R. y Cotton, C. (2021). Analyzing some elements of technological singularity using regression methods. *Computers, Materials & Continua*, 67(3), 3.229-3.247. <https://doi.org/10.32604/cmc.2021.015250>
- Qu, J., Zhao, Y. y Xie, Y. (2022). Artificial intelligence leads the reform of education models. *Systems Research and Behavioral Science*, 39(3), 581-588. <https://doi.org/10.1002/sres.2864>
- Rodríguez-Sabiote, C., Úbeda-Sánchez, Á. M., Olmedo-Moreno, E. M.<sup>a</sup> y Álvarez-Rodríguez, J. (2022). Importancia de los indicadores metodológicos-analíticos en el nivel de concreción de los diseños de investigación de los artículos científicos en educación. *Revista de Investigación Educativa*, 40(2), 365-383. <https://doi.org/10.6018/rie.441741>
- Romero-Rodríguez, J. M.<sup>a</sup>, Ramírez-Montoya, M.<sup>a</sup> S., Buenestado-Fernández, M. y Lara-Lara, F. (2023). Use of ChatGPT at university as a tool for complex thinking: students' perceived usefulness. *Journal of New Approaches in Educational Research*, 12(2), 323-339. <https://doi.org/10.7821/naer.2023.7.1458>

- Rouhiainen, L. (2018). *Artificial Intelligence: 101 Things You Must Know Today About Our Future*. Createspace.
- Sharma, S., Singh, G., Gaur, L. y Afaq, A. (2022). Exploring customer adoption of autonomous shopping systems. *Telematics and Informatics*, 73. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101861>
- Sobaih, A. E. E., Elshaer, I. y Hasanein, A. M. (2024). Examining students' acceptance and use of ChatGPT in Saudi Arabian higher education. *European Journal of Investigation in Health, Psychology and Education*, 14(3), 709-721. <https://doi.org/10.3390/ejihpe14030047>
- Strzelecki, A. (2024). Students' acceptance of ChatGPT in higher education: an extended unified theory of acceptance and use of technology. *Innovative Higher Education*, 49, 223-245. <https://doi.org/10.1007/s10755-023-09686-1>
- Tamilmani, K., Rana, N. P., Wamba, S. F. y Dwivedi, R. (2021). The extended unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT2): a systematic literature review and theory evaluation. *International Journal of Information Management*, 57. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102269>
- Teng, Z., Cai, Y., Gao, Y., Zhang, X. y Li, X. (2022). Factors affecting learners' adoption of an educational metaverse platform: an empirical study based on an extended UTAUT model. *Mobile Information Systems*, 2022(1). <https://doi.org/10.1155/2022/5479215>
- Tian, W., Ge, J., Zhao, Y. y Zheng, X. (2024). AI chatbots in Chinese higher education: adoption, perception, and influence among graduate students-an integrated analysis utilizing UTAUT and ECM models. *Frontiers of Psychology*, 15, 1-16. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1268549>
- Tiwari, C. K., Bhat, M. A., Khan, S. T., Subramaniam, R. y Khan, M. A. I. (2023). What drives students toward ChatGPT? An investigation of the factors influencing adoption and usage of ChatGPT. *Interactive Technology and Smart Education*, 21(3). <https://doi.org/10.1108/ITSE-04-2023-0061>
- Van Slyke, C., Johnson, R. D. y Sarabadani, J. (2023). Generative artificial intelligence in information systems education: challenges, consequences, and responses. *Communications of the Association for Information Systems*, 53, 1-21. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.05301>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B. y Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Venkatesh, V., Thong, J. Y. L. y Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS Quarterly*, 36(1), 157-178. <https://doi.org/10.2307/41410412>
- Venkatesh, V., Thong, J. Y. L. y Xu, X. (2016). Unified theory of acceptance and use of technology: a synthesis and the road ahead. *Journal of the Association for Information Systems*, 17(5), 328-376. <https://doi.org/10.17705/1jais.00428>
- Wu, W., Zhang, B., Li, S. y Liu, H. (2022). Exploring factors of the willingness to accept AI-assisted learning environments: an empirical investigation based on the UTAUT Model and perceived risk theory. *Frontiers in Psychology*, 13, 1-10. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.870777>
- Yu, H. y Guo, Y. (2023). Generative artificial intelligence empowers educational reform: current status, issues, and prospects. *Frontiers in Education*, 8, 1-10. <https://doi.org/10.3389/feduc.2023.1183162>



Zhang, S. A., Shan, C., Lee, J. S., Che, S. P. y Kim, J. H. (2023). Effect of chatbot-assisted language learning: a meta-analysis. *Education and Information Technologies*, 28, 15.223-15.243. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11805-6>

Zou, M. y Huang, L. (2023). To use or not to use? Understanding doctoral students' acceptance of ChatGPT in writing through technology acceptance model. *Frontiers in Psychology*, 14, 1-9. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1259531>

**Adrián Castro-López.** Ingeniero industrial y doctor en Administración de Empresas por la Universidad de Oviedo (España), de la que es profesor asociado en el área de Comercialización e Investigación de Mercados. Desempeña su actividad profesional principal como *export y area manager* en el grupo siderúrgico ArcelorMittal. En el ámbito científico, forma parte del equipo de la Cátedra Fundación Ramón Areces de Distribución Comercial. Entre sus líneas de investigación destacan la aplicación de metodologías de inteligencia artificial en la toma de decisiones multicriterio, la calidad de la educación superior, el abandono universitario, las relaciones entre empresas en canales de distribución, el marketing turístico, el marketing estratégico o la economía circular. Ha participado en proyectos de investigación nacionales y proyectos de transferencia con empresas. Asimismo, colabora frecuentemente con grupos de investigación internacionales y es editor y revisor de diferentes revistas de impacto.

**Antonio Cervero.** Profesor ayudante doctor del Departamento de Psicología de la Universidad de Oviedo (España). En el campo científico, forma parte del grupo ADIR (Aprendizaje Escolar, Dificultades y Rendimiento Académico), con el cual ha participado en diversas investigaciones y ha publicado múltiples artículos en revistas científicas de alto impacto, así como capítulos de libros y monografías de importantes editoriales, tanto nacionales como internacionales. Sus líneas de investigación principales están centradas en el abandono universitario y en las tecnologías de la información y la comunicación (TIC), si bien, ocasionalmente, trabaja e investiga en los campos de la psicología sanitaria y la salud mental. Asimismo, colabora frecuentemente con grupos de investigación internacionales y es revisor de diferentes publicaciones JCR.

**Lucía Álvarez-Blanco.** Profesora contratada doctora del Departamento de Ciencias de la Educación de la Universidad de Oviedo (España). Sus principales líneas de trabajo e investigación se asocian con la orientación educativa familiar, la parentalidad positiva, el fracaso y el abandono escolar, las competencias socioemocionales y el acoso escolar en educación secundaria. Ha estado adscrita como colaboradora en varios proyectos de investigación cuyos resultados ha difundido en diversas publicaciones científicas de reconocido prestigio nacional e internacional.

**Contribución de autores.** A. C.-L., A. C. y L. Á.-B. han participado a partes iguales en la elaboración de este estudio de investigación.