

# Chatbots y resultados organizativos: actitud, uso, apoyo de la dirección y rutinas organizativas

## Chatbots and Organizational Outcomes: Attitude, Usage, Management Support, and Organizational Routines

María Atienza-Barba; Ángel Meseguer-Martínez; Virginia Barba-Sánchez; José Álvarez-García

Recommended citation:

Atienza-Barba, María; Meseguer-Martínez, Ángel; Barba-Sánchez, Virginia; Álvarez-García, José (2024). "Chatbots and organizational outcomes: Attitude, usage, management support, and organizational routines". *Profesional de la información*, v. 33, n. 5, e330506. <https://doi.org/10.3145/epi.2024.0506>

Article received on June 24<sup>th</sup> 2024  
Approved on October 15<sup>th</sup> 2024



### María Atienza-Barba

<https://orcid.org/0009-0008-4184-1494>  
Universidad de Extremadura  
International Doctoral School of the UEx  
Edificio Rectorado, Avda. de Elvas, s/n  
06006 Badajoz, Spain  
[matienzag@alumnos.unex.es](mailto:matienzag@alumnos.unex.es)



### Ángel Meseguer-Martínez

<https://orcid.org/0000-0002-0155-9979>  
Universidad de Castilla-La Mancha  
Departamento de Administración de Empresas,  
ESII  
Paseo de los Estudiantes, s/n  
02071 Albacete, Spain  
[angel.meseguer@uclm.es](mailto:angel.meseguer@uclm.es)



### Virginia Barba-Sánchez

<https://orcid.org/0000-0003-0149-0569>  
Universidad de Castilla-La Mancha  
Departamento de Administración de Empresas  
ESII  
Paseo de los Estudiantes, s/n  
02071 Albacete, Spain  
[virginia.barba@uclm.es](mailto:virginia.barba@uclm.es)



### José Álvarez-García

<https://orcid.org/0000-0002-0056-5488>  
Universidad de Extremadura  
Departamento de Economía Financiera y Contabilidad  
Instituto Universitario de Investigación para el Desarrollo Territorial Sostenible (INTERRA)  
Avda. de la Universidad, s/n  
10071 Cáceres, Spain  
[pepealvarez@unex.es](mailto:pepealvarez@unex.es)

## Resumen

La rápida evolución de la Inteligencia Artificial (IA) y la necesidad imperiosa de las empresas de integrarla en sus procesos para mantener la competitividad es digna de mención. En concreto, los chatbots destacan por su creciente nivel de penetración. El uso de esta tecnología es diferente al de avances previos por sus implicaciones en cuanto a la relación con el factor humano. Por ello, es necesario contribuir al desarrollo teórico y empírico con enfoques que superen perspectivas particulares para desvelar el alcance organizacional y los mecanismos de esta tecnología. Se propone un modelo teórico para analizar cómo la actitud hacia los chatbots y su uso afectan los resultados empresariales, con énfasis en el apoyo de la dirección y el rediseño de rutinas organizativas. Para contrastar dicho modelo se utiliza un enfoque cuantitativo basado en un diseño de encuesta y la técnica de modelización de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM). Se aporta evidencia empírica sobre una muestra de 403 empresas españolas que confirma un efecto positivo entre la actitud hacia los chatbots, potenciado por el apoyo de la dirección. Además, se observa una relación positiva



entre el uso de chatbots y los resultados empresariales, con un efecto indirecto relevante a través del rediseño de rutinas, lo que evidencia que las organizaciones deben adaptarse a esta tecnología disruptiva para que esta se integre de forma efectiva. Se concluye que la adopción exitosa de los chatbots conlleva mejores resultados empresariales, y se aportan implicaciones tanto académicas como prácticas para la gestión tecnológica, la transformación digital y el diseño de estrategias post-adopción.

### Palabras clave

Inteligencia Artificial, Chatbots, Actitud frente al uso, Apoyo de la Dirección, Rutinas Organizativas, Resultados Organizativos, Gestión tecnológica, Transformación digital, PLS-SEM, Modelo teórico.

### Abstract

The rapid evolution of Artificial Intelligence (AI) and the imperative for companies to integrate it into their processes to maintain competitiveness is noteworthy. Specifically, chatbots stand out due to their increasing level of penetration. The utilization of this technology differs from previous advancements due to its implications for human interaction. Therefore, it is necessary to contribute to theoretical and empirical development with approaches that transcend particular perspectives to uncover the organizational scope and mechanisms of this technology. A theoretical model is proposed to analyze how attitudes towards chatbots and their usage affect business outcomes, with an emphasis on management support and the redesign of organizational routines. To test this model, a quantitative approach based on a survey design and the partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) technique is employed. Empirical evidence from a sample of 403 Spanish companies confirms a positive effect of attitudes towards chatbots, amplified by management support. Additionally, a positive relationship is observed between the use of chatbots and business outcomes, with a significant indirect effect through the redesign of routines, indicating that organizations must adapt to this disruptive technology for effective integration. It is concluded that the successful adoption of chatbots leads to improved business outcomes, and both academic and practical implications for technology management, digital transformation, and post-adoption strategy design are discussed.

### Keywords

Artificial Intelligence, Chatbots, Attitude Towards Usage, Management Support, Organizational Routines, Organizational Outcomes, Technology Management, Digital Transformation, PLS-SEM, Theoretical Model

## 1. Introducción

Las nuevas tecnologías digitales han hecho explotar de una manera desconocida hasta hoy los procesos de transformación digital de empresas y sociedad, así como el surgimiento de nuevos modelos de negocio (Cheng; Wang, 2022). Dentro de estas nuevas tecnologías, la IA ha supuesto una verdadera revolución que ha cambiado radicalmente el proceso de creación de valor en las empresas modernas en diferentes mercados industriales (Atienza-Barba *et al.*, 2024; Leone *et al.*, 2021), contribuyendo a la culminación del proceso de transformación digital (Gong; Ribiere, 2021).

La IA se considera la próxima frontera de la productividad por su gran capacidad para transformar casi todos los aspectos de las operaciones intra e interorganizativas en toda la industria (Fosso Wamba, 2022). Según la consultora (McCartney, 2023), esta tecnología está teniendo un impacto en la Sociedad comparable a la llegada de Internet, la imprenta o incluso la electricidad, habiendo crecido su uso un 270% en los últimos 4 años (Zendesk, 2023). Sin embargo, un estudio reciente de Link y Stowasser (2024) indica que la IA también genera sentimientos negativos debido a la dependencia de esta tecnología, las dificultades para controlarla, la falta de fiabilidad de la tecnología, el miedo a perder el empleo e incluso comportamientos de retraining laboral (Teng *et al.*, 2024). El uso de la IA suscita inquietudes, sobre todo en relación con cuestiones sociales y éticas. Estas preocupaciones se derivan principalmente del posible desplazamiento de puestos de trabajo, el nivel de influencia en los procesos de toma de decisiones, la discriminación debida a la opacidad algorítmica y el manejo de datos compartidos. Tales preocupaciones denotan una creciente necesidad de políticas, marcos, normas y directrices legales que garanticen la transparencia y la confianza, disminuyendo así la resistencia al uso de la IA (Ulrich *et al.*, 2023).

Si bien no existe una definición comúnmente aceptada de IA (Duan *et al.*, 2019), en general se refiere a tecnologías con la capacidad de imitar la inteligencia humana mediante el uso de árboles de decisión, reglas si-entonces y algoritmos de aprendizaje. Más allá de esta definición, la IA abarca una amplia gama de otras tecnologías, que no se limitan a imitar la inteligencia humana, sino que también resuelven problemas de forma

innovadora. Así, la IA se aplica en diversos contextos, como la automatización, el análisis predictivo y la toma de decisiones (**Ulrich et al.**, 2023). En este sentido, **Davenport** (2021) señalan que la adopción de sistemas basados en IA difiere de la adopción de otro tipo de tecnologías digitales, pues además funcionan de forma independiente (**Terzopoulos; Satratzemi**, 2019).

Dentro de este tipo de tecnologías, destaca el chatbot por ser una de las más extendidas en el ámbito empresarial (**Zhang et al.**, 2023). El chatbot o robot conversacional es un programa informático que utiliza inteligencia artificial (IA) y procesamiento del lenguaje natural (NLP) para comprender las preguntas de los clientes y automatizar las respuestas a dichas preguntas, simulando la conversación humana (**Mostafa; Kasamani**, 2022). Su aplicación en el ámbito organizacional se ha disparado recientemente, especialmente tras el lanzamiento de la versión 4 de ChatGPT en marzo del año 2023 y que, en solo 7 meses, contaba con cien millones de usuarios semanales (**Porter**, 2023). Las predicciones en relación con el uso de esta tecnología son absolutamente disruptivas. Según la consultora Gartner (**Elliot; Rigon**, 2023), el 38% de las empresas a nivel global va a implementar bots conversacionales para mejorar la experiencia y la atención al cliente (front office). Además, se espera que, en menos de cinco años, su utilización se extienda no solo en este contexto, sino también en áreas orientadas al empleado (back office), procesamiento de documentos, análisis de conversaciones y voz, transcripciones de reuniones o para comprender y analizar textos.

A nivel investigador, la literatura previa es escasa y no establece una clara relación de la aplicación de estas con los resultados empresariales, centrándose los existentes en su impacto en la satisfacción del cliente (**Yoon; Yu**, 2022; **Ruan; Mezei**, 2022) o en mejorar la actitud hacia los chatbots (**De Cicco et al.**, 2020), dadas las reticencias que produce su uso en diferentes ámbitos (**Cheng et al.**, 2022). Aparte, la particular relación que se plantea en las organizaciones entre esta nueva tecnología y el personal que lo va a utilizar, hace necesario que los estudios contemplen la necesaria interacción entre el factor tecnológico y el humano para analizar la implantación efectiva del uso de los chatbots (**Al-Abrow et al.**, 2022; **Leonardi**, 2011). En este sentido, aunque parece generalizado que la actitud hacia los chatbots influyen en su intención de uso (**Rese et al.**, 2020; **Moussawi et al.**, 2021; **Mostafa; Kasamani**, 2022), los estudios existentes se han centrado mayoritariamente en servicios y sectores de actividad particulares (ver por ejemplo, **Terblanche y Kidd** (2022); **Melián-González et al.** (2021); **Kasilingam** (2020); **Rodríguez Cardona et al.** (2019)).

Del mismo modo, la adopción por parte de una organización de una nueva tecnología, depende inevitablemente de dos factores. Por una parte, del apoyo formal por parte de la dirección de la organización, que puede incrementar el éxito de la implantación de esta en más de un 50% (**McCartney**, 2023); y, por otro, de un rediseño de rutinas organizativas en el que el factor humano organizacional juega un papel primordial (**Leonardi**, 2011). Siendo las rutinas definidas como patrones de acción repetitivos y reconocibles (**Feldman; Pentland**, 2003; **Becker**, 2005), desempeñan un papel importante en la coordinación de las actividades de las empresas (**Bapuji et al.**, 2019). En este sentido, si se aborda de manera adecuada, el rediseño de rutinas permitirá a los miembros de la organización implantar la nueva tecnología aprovechando al máximo las potencialidades de esta nueva tecnología (**Bapuji et al.**, 2019). En el caso del uso organizacional de los chatbots, la adaptación de las rutinas es de particular interés debido a que la naturaleza de la relación entre la tecnología, que en este caso es autónoma, y el factor humano es, en esencia, diferente a la que se establecía con las tecnologías anteriores (**Gursoy et al.**, 2019).

Por lo tanto, debido a la novedad en el área y en línea con autores como (**Zhang et al.**, 2023) existe un vacío de conocimiento los aspectos que permiten la adaptación y aprovechamiento de las organizaciones a los chatbots basados en IA, que es necesario cubrir con nuevas investigaciones. Además, autores como (**Lin et al.**, 2019) inciden en la falta de estudios empíricos señalando que la dificultad de recopilación de datos dificulta el conocimiento académico (**Marchiori et al.**, 2022; **Verhoef et al.**, 2021; **Pantea et al.**, 2017). Se plantea, por lo tanto, como objetivo del presente trabajo explorar cómo pueden reaccionar las organizaciones ante el advenimiento de los chatbots, como una tecnología altamente disruptiva con características fundamentalmente diferentes a las anteriores, y comprender el papel de los miembros de la organización en el proceso. En este sentido, para abordar este objetivo cubriendo los aspectos particulares que se han comentado, planteamos las siguientes cuestiones de investigación:

RQ1: ¿Cómo afectan las actitudes de los individuos al uso organizativo de una nueva tecnología como son los chatbots?

RQ2: ¿Qué papel desempeña la dirección a la hora de alinear al factor humano organizacional con la adopción de los chatbots?

RQ3: ¿Cómo pueden las organizaciones adaptarse adecuadamente a una tecnología altamente disruptiva como son los chatbots?

Contribuimos a la literatura sobre gestión tecnológica aportando un estudio sobre la adopción organizacional de

una tecnología disruptiva y se aborda el debate sobre los mecanismos que explican su relación con el rendimiento organizativo. Para ello, se plantea un modelo teórico para analizar la importancia de los aspectos sociales en la gestión de la tecnología. Además, se contribuye al estudio de los antecedentes de la implantación de una nueva tecnología, considerando en particular la importancia de las interacciones entre los factores sociales y técnicos, cruciales para una adopción exitosa de una nueva tecnología. El resto del documento se estructura de la siguiente manera. En la segunda sección se revisa la bibliografía sobre los conceptos pertinentes y se analizan sus relaciones, en la tercera sección se describen los métodos, en la cuarta se presentan los resultados y, en la sección final, se discuten los resultados y se presentan las conclusiones.

## 2. Revisión de la literatura

La IA es el resultado es un conjunto de tecnologías que pueden sustituir o apoyar a los decisores humanos en algunas cuestiones concretas (**Berente et al.**, 2021). Dentro de este tipo de tecnologías, destaca el chatbot por ser una de las más extendidas en el ámbito empresarial (**Zhang et al.**, 2023). El chatbot o robot conversacional es un programa informático que utiliza inteligencia artificial (IA) y procesamiento del lenguaje natural (NLP) para comprender las preguntas de los clientes y automatizar las respuestas a dichas preguntas, simulando la conversación humana (**Mostafa; Kasamani**, 2022). Su aplicación en el ámbito organizacional se ha disparado recientemente y las predicciones de uso son absolutamente disruptivas en cuanto a índices de penetración en actividades relacionadas con la atención al cliente, actividades propias del back office, gestión de reuniones, análisis conversacionales, etc. (**Elliot; Rigon**, 2023).

A pesar de su creciente popularidad, la implantación de estas herramientas de IA debe superar escollos importantes, como por ejemplo la necesidad de reforzar la actitud de los clientes hacia los chatbots (**De Cicco et al.**, 2020) y, en particular, superar las reticencias que produce su uso en diversos ámbitos (**Cheng; Wang**, 2022). En este sentido, aunque parece generalizado que la actitud hacia los chatbots influye en su intención de uso (**Mostafa; Kasamani**, 2022; **Moussawi et al.**, 2021; **Rese et al.**, 2020), los estudios se han focalizado mayoritariamente en servicios acotados (**Terblanche; Kidd**, 2022), tales como la utilización de un chatbot de smartphone para ir de compras (**Kasilingam**, 2020), en el sector financiero y de seguros para responder consultas sencillas (**Rodríguez Cardona et al.**, 2019), o en el sector turístico para organizar viajes (**Melián-González et al.**, 2021).

En un sentido general, la actitud de los empleados hacia el uso de una nueva tecnología es una decisión subjetiva de un usuario respecto a esta, y puede ser positiva o negativa (**Na et al.**, 2022). Así, se ha demostrado que el nivel efectivo de uso de una nueva tecnología depende de la actitud del usuario y de su influencia en la toma de decisiones (**Wang et al.**, 2023; **Etter**, 1975). En este sentido, hay ejemplos concretos que ilustran que la actitud del usuario hacia la implantación de una tecnología es un factor positivo para la adopción de la misma (**Yuan et al.**, 2019). Por lo tanto, una actitud positiva hacia el uso de una tecnología determina en gran medida su adopción y uso organizacional. En este sentido se plantea la siguiente hipótesis:

H1: La actitud de los empleados hacia los chatbots influye en su uso organizativo.

A pesar de que el uso masivo por parte de las organizaciones de las tecnologías basadas en IA se está generalizando solo recientemente, diversos estudios académicos y profesionales muestran el efecto de estas tecnologías en los resultados organizativos. Así, la consultora (**McCartney**, 2023), en una encuesta reciente a 600 organizaciones, destacó que la mayoría de los ejecutivos señalaron que la adopción de este tipo de herramientas redujo los costes de las empresas, mejoraron la atención y retención del cliente y ayudaron al crecimiento del negocio. En el mismo sentido, (**Fang et al.**, 2023), señalan que la adopción de nuevas tecnologías digitales por parte de la empresa puede implicar la reducción de los costes de agencia o la mejorar la gobernanza. Incluso los mercados financieros interpretan que el uso de chatbots por parte de las empresas redundan positivamente en los resultados empresariales, pues el valor bursátil de dichas empresas tiene a incrementarse (**Fotheringham; Wiles**, 2023). En este sentido, las organizaciones que implantan soluciones de IA desarrollando un enfoque estructurado para la adopción y el uso de las mismas, y que son capaces de desarrollar una capacidad organizativa en torno a estas nuevas tecnologías, obtienen efectos positivos (**Mikalef; Gupta**, 2021) en importantes magnitudes como el rendimiento financiero, cifra de negocio o indicadores contables. A la luz de estos argumentos se plantea la siguiente hipótesis:

H2: El uso de los chatbots influye en los resultados de la organización.

A pesar del efecto de una actitud positiva frente a una nueva tecnología para su uso organizacional (**Yuan et al.**, 2019; **Yu; Frenkel**, 2013), la implantación exitosa de chatbots, como cualquier otra innovación tecnológica en el ámbito empresarial, depende también de la estructura organizativa, el liderazgo, el apoyo de la dirección, el clima organizativo y las prácticas relativas a la gestión del conocimiento y la comunicación (**Singh et al.**, 2021).

Así, la dirección juega un papel crucial al facilitar y respaldar la relación entre la actitud hacia los chatbots y su uso efectivo en la empresa (**Singh et al.**, 2021).

En primer lugar, del mismo modo que una actitud negativa hacia una nueva tecnología -debida a factores como la resistencia al cambio, la posible falta de planificación y formación o incertidumbre relativa a los efectos de estas tecnologías en las tareas y en los propios puestos de trabajo- puede dificultar la implantación de esta y desincentivar el apoyo de la dirección en la implantación (**Haddad**, 1996), una actitud positiva redundará en un mayor apoyo por parte de la dirección. Así, la dirección tiene la responsabilidad de recopilar y analizar el feedback de los empleados sobre la implantación de chatbots. Este proceso bidireccional permite ajustar y mejorar continuamente la integración de la tecnología en la empresa. Al tener en cuenta las preocupaciones y sugerencias de los empleados, la dirección puede adaptar las estrategias y políticas para garantizar una adopción más fluida y exitosa de los chatbots, llegando a incrementar, según datos recogidos en el informe de (**McCartney**, 2023), en más de un 50 % las probabilidades de éxito en la implantación de esta tecnología. De este modo, el apoyo a la dirección es uno de los aspectos que se señala recurrentemente como determinante de la adopción de la IA (**Alsheibani et al.**, 2020; **Demlehner; Laumer**, 2020). La adopción de la IA es un proceso complicado en el que hay que hacer frente a muchos retos, tanto organizativos como tecnológicos (**Enholtm et al.**, 2022). Por ello, la dirección debe participar en la exploración de las tecnologías de IA y no dejar esta tarea únicamente en manos de los tecnólogos (**Alsheibani et al.**, 2020).

Por ejemplo, se ha demostrado que la cultura de una empresa influye en la adopción de la IA, como ya se ha comentado, y los directivos desempeñan un papel crucial en el establecimiento de esta cultura (**Lee et al.**, 2019). Asimismo, la dirección puede apoyar la adopción de la IA asignando recursos y proporcionando financiación (**Alsheibani et al.**, 2020). En el mismo sentido, **Zhang et al.** (2023) señalan que el liderazgo y el apoyo a la gestión son fundamentales para la eficacia de la aplicación de la innovación tecnológica y para crear un clima organizativo propicio a la innovación. También se ha comprobado que el comportamiento de implantación de la innovación mejora cuando la dirección induce confianza y compromiso afectivo con el cambio (**Michaelis et al.**, 2004). En resumen, el apoyo de la dirección es fundamental para establecer una conexión positiva entre la actitud de los empleados hacia los chatbots y su uso efectivo en el ámbito empresarial. Al comunicar de manera efectiva, gestionar el cambio, fomentar la innovación y recopilar feedback, los líderes pueden facilitar una transición exitosa hacia la integración de chatbots, asegurando que esta tecnología se convierta en una herramienta valiosa que mejore la eficiencia y el rendimiento organizativo. En esta línea, se propone la siguiente hipótesis:

H3: El apoyo de la dirección media en la relación entre la actitud hacia los chatbots y su uso organizativo.

Por otra parte, a pesar de que la literatura muestra en general que el uso de IA en las operaciones permite a las organizaciones alcanzar mejoras significativas en los resultados a nivel organizativo, financiero, de mercados e incluso sostenibilidad (**Enholtm et al.**, 2022), en ocasiones, este efecto no está claro. Así, autores como **Ransbotham et al.** (2018) señalan en su estudio ejecutivo que, en siete de cada diez empresas, la IA no ha proporcionado un impacto significativo en los resultados empresariales. **Olan et al.** (2022) afirman que muchas organizaciones no consiguen mejores resultados empresariales tras la implantación de estas nuevas tecnologías, debido a la dificultad para integrar los conocimientos existentes y nuevos en el proceso de aprendizaje de la IA. Además, hay autores, como **Nucci et al.** (2023) o **Van Ark** (2016), que van más allá, señalando que se pueden generar entornos poco propicios de desconfianza y reticencias hacia la organización, en consonancia con los resultados obtenidos por (**Barba-Sanchez et al.**, 2022).

En este sentido, el aprovechamiento efectivo del uso de una nueva tecnología depende inevitablemente del factor humano. Este, en contacto con la nueva tecnología, acometerá un rediseño de las rutinas organizacionales que permitirá la implantación de la nueva tecnología explotando sus potencialidades (**Leonardi**, 2011; **Wurm et al.**, 2021). Por lo tanto, el factor humano y el tecnológico están imbricados de manera dependiente de la trayectoria, de tal modo que un cambio en una tecnología está vinculado a las rutinas que le precedieron y a las que le seguirán (**Leonardi**, 2011). El correcto rediseño de las rutinas tiene como resultado mejoras organizativas (**Edmondson et al.**, 2001; **Salvato**, 2009), de manera que este representa un mecanismo efectivo para mejorar el rendimiento organizativo (**Bapuji et al.**, 2019; **Cohen; Bacdayan**, 1994). Por lo tanto, la implantación y uso de la IA conducirá a mejoras en los resultados organizacionales en la medida en la que la organización sea capaz de acometer un rediseño de rutinas adecuado, que permita explotar las potencialidades de esta nueva tecnología. Con base en este argumento, se propone la cuarta hipótesis:

H4: El rediseño de rutinas media en la relación entre el uso de chatbots y los resultados organizativos.

La figura 1 representa el modelo teórico e hipótesis.

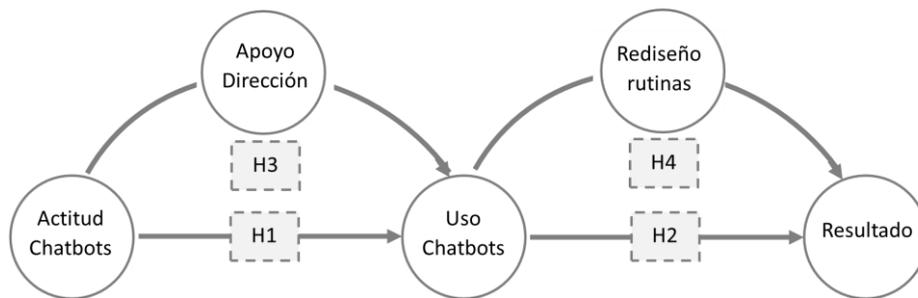


Figura 1: Modelo e hipótesis – TRA – Normalización.  
Fuente: Elaboración propia.

### 3. Métodos

#### 3.1. Técnicas de recogida de datos, muestreo y análisis

Para examinar las relaciones propuestas, se recopila la información a través de cuestionarios online sobre una muestra de empresas de la base de datos del Sistema de Análisis de Balances Ibéricos (SABI), que contiene información detallada de más de 2.900.000 empresas españolas y más de 900.000 portuguesas. En esta investigación, la población de estudio comprende empresas españolas en general, por lo que la base de datos SABI nos resulta útil. Las personas de contacto en SABI, que suelen ser los gerentes o los propietarios, recibieron una invitación a participar por correo electrónico con el enlace al formulario. Para cumplir las directrices éticas de las encuestas por cuestionario, se ha elaborado un documento de consentimiento informado que incluye los aspectos necesarios para proporcionar a los participantes la información necesaria sobre la investigación y cumple la normativa vigente en materia de protección de datos personales. El Comité Ético de Investigación Social (CEIS) de la UCLM ha verificado que este estudio se ha llevado a cabo de conformidad con las normas éticas elaboradas para la investigación social (CEIS-736484-C4B5).

A fin de asegurar la calidad de las respuestas, se siguieron las recomendaciones del Método de Diseño Total (TDM) de **Dillman** (1991) para el proceso de diseño del cuestionario final. En primer lugar, se realizó una reunión vía Teams con 5 expertos académicos y 10 gerentes de diferentes sectores, con la finalidad de determinar la adecuación del cuestionario. Con sus sugerencias se modificó el cuestionario y se hizo un pretest a 10 empresas diferentes de los gerentes anteriormente participantes, para determinar si todas las preguntas se entendían correctamente en esta nueva versión. Tras dicho feedback, se redactó la versión definitiva del cuestionario. Además, antes del lanzamiento final, se calculó el tamaño muestral mínimo requerido para confirmar la validez de este modelo (**Hair Jr. et al.**, 2021). Para ello, se ha optado por el método de la raíz cuadrada inversa propuesto por **Kock y Hadaya** (2018), porque es conservador y sobreestima el tamaño de la muestra necesario para que un efecto sea significativo a un nivel de potencia determinado. Este método considera la probabilidad de que la ratio de un coeficiente de trayectoria (path) y su error estándar será mayor que el valor crítico de un test estadístico para un determinado nivel de significación. En este caso, el coeficiente de trayectoria mínimo se sitúa entre 0,11 y 0,20, por lo que el tamaño mínimo de la muestra es de 155 observaciones para que el efecto correspondiente sea significativo al 5% y con una potencia estadística del 80% (**Hair Jr. et al.**, 2021). Para alcanzar el tamaño mínimo de la muestra, se enviaron invitaciones para cumplimentar la encuesta en línea a 1.550 empresas. Estas empresas se seleccionaron siguiendo una técnica de muestreo aleatorio simple. Se obtuvieron 417 cuestionarios durante los 15 días que estuvo abierta la encuesta en la plataforma MS Forms (del 13 al 28 de junio de 2023), lo que supuso una tasa de respuesta del 26,90%.

Una vez obtenidos los datos y para garantizar su calidad antes del análisis, se llevó a cabo el filtrado de la base de datos, examinando los datos perdidos tanto de las observaciones, como de cada indicador, así como los posibles patrones de respuesta inconsistente o con valores atípicos. En ningún caso los datos perdidos excedían el 15% de las respuestas de una observación, ni el 5% para un indicador, por lo que no fue necesario eliminar ninguna observación ni indicador por esta circunstancia. Respecto a los patrones en respuesta inconsistente, tipo en línea recta o en zig-zag, o con valores atípicos, se han observado 14 observaciones sospechosas, que se han eliminado, con fin de disminuir los sesgos de los resultados. Así, finalmente se han obtenido 403 observaciones válidas, por lo que nuestro tamaño muestral supera el mínimo establecido en general en el método de la raíz cuadrada inversa. Como se detalla en el análisis de potencia post hoc de la Tabla 1, el tamaño de nuestra muestra también supera significativamente los requerimientos de muestra mínima para cada uno de los caminos path entre los constructos del modelo, dado que la mayor muestra mínima se sitúa en 371 observaciones (entre la Actitud hacia los chatbots y el Uso de chatbots), para el nivel de significatividad más exigente del 1% y con una potencia estadística del 90%.

Tabla 1: Tamaño mínimo de la muestra para cada camino path entre dos constructos (análisis de potencia post-hoc).

Relación entre Constructo	Coefficiente Path	Alpha 1% Power 80%	Alpha 5% Power 80%	Alpha 1% Power 90%	Alpha 5% Power 90%
Actitud Chatbot → Apoyo Dirección	0,701	21	13	27	18
Actitud Chatbot → Uso Chatbot	0,187	287	177	371	245
Apoyo Dirección → Uso Chatbot	0,580	30	19	39	26
Rutinas → Resultados	0,478	45	28	58	38
Uso Chatbot → Rutinas	0,705	21	13	27	18
Uso Chatbot → Resultados	0,301	111	69	144	95

Fuente: Elaboración propia

En cuanto a la representatividad de la muestra respecto a la población objeto de estudio, se realizó una prueba de diferencias de medias a través de un análisis ANOVA de los datos correspondientes al tamaño, actividad principal y localización. Los resultados permiten establecer que no existen diferencias significativas para estas variables entre la población y la muestra. Así, la muestra está compuesta mayoritariamente por microempresa (menos de 10 empleados), ya que más del 70% tienen menos de 10 empleados (véase Tabla 2). Esta distribución coincide con la de la población. Sin embargo, las microempresas están algo infrarrepresentadas en la muestra debido seguramente al menor índice de respuesta de este tipo de empresas.

Tabla 2: Tamaño empresarial.

Número de empleados	Muestra		Población (SABI)	
	Nº	%	Nº	%
Sin empleados	87	21,5880	306.397	26,5049
1-9	208	51,6129	622.166	53,8205
10-49	94	23,3251	191.780	16,5899
50-249	12	2,9776	30.082	2,6022
≥250 empleados	2	0,4962	5.577	0,4824
<b>Total</b>	<b>403</b>	<b>100.0000</b>	<b>1.156.002</b>	<b>100.0000</b>

Fuente: elaboración propia y base de datos SABI<sup>(1)</sup>

(1) La población en SABI corresponde con las empresas españolas que cumplimentaron la información sobre el número de empleados.

Para probar las hipótesis y analizar los efectos directos efecto mediadores, se utilizó la técnica de modelización de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM). Se eligió este método de análisis de datos por las siguientes razones: a) es una de las mejores opciones en las primeras etapas de una nueva teoría (Hair Jr et al., 2014); b) permite analizar diferentes relaciones causales tanto confirmatorias como explicativas (Guenther et al., 2023), como es nuestro caso; c) es un método válido cuando el tamaño de la muestra es pequeño (Henseler et al., 2016); y d) es apropiado para modelos que analizan relaciones complejas, con numerosos indicadores y relaciones, así como relaciones de mediación (Nitzl et al., 2016), como es el caso que nos ocupa. En concreto, se utilizó el software Smart PLS 4.1 (Ringle et al., 2022), basado en un algoritmo iterativo para obtener los pesos utilizados para construir las combinaciones lineales de los indicadores observados como proxies de todos los constructos del modelo. El procedimiento debe seguir dos pasos: el modelo de medición evalúa la fiabilidad y validez de los constructos teóricos, y el modelo estructural se estima para examinar las asociaciones (path) hipotetizadas en el modelo de investigación (Hair Jr et al., 2014).

### 3.2. Medidas

Para la medición de las variables incluidas en el estudio se utilizaron escalas de medida previamente validadas por la literatura. En el Anexo I aparecen recogidos todos los ítems, que han sido medidos con escalas Likert de 5 puntos, siendo 1 totalmente en desacuerdo y 5 totalmente de acuerdo. La actitud hacia los chatbots (AC). Para la medición de esta variable adaptamos una escala de cuatro ítems que mide la Actitud hacia el uso de la tecnología del modelo UTAUT propuesto por (Venkatesh et al., 2003), a su vez adaptado del concepto de Actitud hacia un determinado comportamiento de Davis (1989). La actitud hacia el uso de la tecnología se define como la reacción afectiva general de un individuo al usar un sistema (Venkatesh et al., 2003), en este caso, los chatbots. El apoyo de la alta dirección en el uso de chatbots (AD). Esta variable se mide a través de una escala de cuatro ítems, adaptada de la variable Apoyo de la alta dirección de Lin (2010), que a su vez adapta de Premkumar y Ramamurthy (1995). El uso de chatbots (UC). Esta variable se mide a través de una escala de tres ítems adaptada de Singh et al. (2021), que a su vez la ha adaptado de una escala original de transformación digital de Aral y Weill (2007).

El rediseño de rutinas organizativas derivadas del uso de chatbots (RR). Esta variable ha sido operacionalizada como un constructo multidimensional formado por cuatro dimensiones, siguiendo a Pluye et al. (2004), que a su vez la ha adaptado de Goodman et al. (1993): memoria -4 ítems-, adaptación -3 ítems-, valores -4 ítems- y

normas -4 ítems-. Esta variable se ha incluido en el modelo como un constructo de segundo orden. Resultados de la organización. Para la medición de esta variable adaptamos una escala de **Lee et al.** (2011) que la divide en dos dimensiones formadas por 4 ítems cada una de ellas: resultados financieros y resultados no financieros. Esta variable se ha incluido en el modelo como un constructo de segundo orden. Finalmente, se han incluido el género y el sector como variables de control. La razón es que el género es una variable interesante a tener en cuenta en la investigación relacionada con la tecnología (**Félix; David**, 2019), mientras que la industria es esencial para controlar los factores ambientales propios de cada sector (**Dess; Beard**, 1984).

### 3.3. Análisis de endogeneidad

Como paso previo a analizar la validez del modelo teórico, es conveniente valorar la existencia de endogeneidad en dicho modelo, para identificar la presencia de potenciales variables omitidas (**Becker et al.**, 2022; **Hult et al.**, 2018). Según **Park y Gupta** (2012), para abordar la endogeneidad se puede usar el enfoque de las Cópulas Gaussianas, que vamos a usar siguiendo el proceso para PLS-SEM que presentan (**Hult et al.**, 2018). En primer lugar, se comprobó que las variables independientes se distribuyen de forma no normal, ejecutando la prueba de Cramer-van Mises sobre las puntuaciones compuestas estandarizadas de las variables dependientes. En la Tabla 3 se observa que el valor p es inferior a 0,05 para todas las variables, por lo que dichas variables no siguen una distribución normal.

Tabla 3: Prueba de Cramer-van Mises.

Constructo	Prueba Cramér-von Mises	Cramér-von Mises p valor
Actitud hacia los Chatbots	0,335	0,000
Apoyo de la Dirección	0,319	0,000
Rediseño de Rutinas	2,995	0,000
Resultados Organización	2,147	0,000
Sector	4,563	0,000
Género	15,142	0,000
Uso de Chatbot	0,620	0,000

Fuente: elaboración propia

El siguiente paso es ejecutar el análisis de Cópula Gaussiana añadiendo una cópula para cada relación de la variable dependiente final y calculando la significación de dichas cópulas usando el método de Bootstrap habitual. De acuerdo con la Tabla 4, los resultados muestran que ninguna de las cópulas introducidas en nuestro modelo es significativa, por lo que la endogeneidad no supone un problema para la estimación de las relaciones establecidas.

Tabla 4: Tamaño mínimo de la muestra para cada camino path entre dos constructos.

Cópula Gaussiana	Estimaciones	Media	Desviación típica	t-Valor	p-Valor
CG (RR) → Rdos	0,153	0,148	0,165	0,925	0,355
CG (UC) → Rdos	-0,158	-0,137	0,245	0,647	0,517
CG (AD) → UC	-0,003	-0,005	0,063	0,053	0,958

Fuente: elaboración propia

## 4. Resultados

Para poder contrastar las hipótesis planteadas en el modelo teórico propuesto a través de SmartPLS, el análisis se ha dividido en tres fases, siguiendo a **Henseler et al.** (2016): en primer lugar, evaluación del ajuste del modelo global; en segundo lugar, análisis del modelo de medida a través de la validez convergente y discriminante, así como de la fiabilidad de los constructos; por último, evaluación de modelo de estructural con la finalidad de contrastar las relaciones propuestas en nuestro modelo.

### 4.1. Evaluación de la bondad de ajuste del modelo

Respecto a la evaluación de la bondad del ajuste del modelo, como se puede observar en la Tabla 5, nuestro modelo ha obtenido un SRMR de 0,058 para el modelo saturado, por debajo del límite establecido de 0,08 (**Hu; Bentler**, 1998); y un NFI entre 0.8 y 0.9 (**Mulaik et al.**, 1989), siendo el valor obtenido de 0,872. Así, podemos considerar que el modelo presenta una buena bondad de ajuste ya que la matriz teórica y empírica de correlaciones son suficientemente similares.

Tabla 5: Índices de bondad de ajuste.

Índice	Modelo saturado	Modelo estimado
SRMR	0,058	0,058
d_ ULS	0,520	0,520
d_ G	0,348	0,348
Chi-cuadrado	861,653	861,653
NFI	0,872	0,872

Fuente: elaboración propia

## 4.2. Análisis del modelo de medida

Dado que el modelo consta de dos constructos de segundo orden, rutinas y resultados, se comienza evaluando los constructos de primer orden. Para evaluar el modelo de medida de este tipo de constructos, en primer lugar, se ha evaluado la fiabilidad individual de los ítems a través del análisis de las cargas de correlación, que deben ser superiores a 0.708 (Hair Jr. *et al.*, 2021). Este criterio lo cumplen en todos los ítems de todos los constructos (Figura 2). Después, se han analizado la fiabilidad y la validez de los indicadores de los constructos del modelo. En la Tabla 6 se recogen los indicadores que evalúan la consistencia interna y la validez convergente de dichos constructos, que muestran un buen modelo de medida (Cronbach's Alpha, Rho\_A y CR > 0.7 y AVE > 0.5).

Tabla 6: Estimadores de fiabilidad y validez convergente de los constructos del modelo.

Constructo	Alpha de Cronbach	Rho_A de Dijkstrqa-Henseler	Fiabilidad compuesta (CR)	Varianza promedio extraída (AVE)
Actitud Chatbot (AC)	0,921	0,929	0,944	0,808
Apoyo Dirección (AD)	0,891	0,896	0,925	0,755
Uso Chatbot (UC)	0,904	0,909	0,940	0,836
RR Memoria (RM)	0,912	0,912	0,938	0,790
RR Adaptación(RA)	0,759	0,861	0,861	0,683
RR Valores (RV)	0,888	0,892	0,922	0,748
RR Normas (RN)	0,935	0,938	0,953	0,836
Rdos Financieros (RF)	0,916	0,916	0,941	0,799
Rdos No Financieros (RNF)	0,941	0,942	0,958	0,851

Fuente: elaboración propia

Finalmente, en el caso de los constructos reflectivos se ha evaluado la validez discriminante. La Tabla 7 muestra el criterio de **Fornell y Larcker** (1981), según el cual la raíz cuadrada del AVE de cada constructo es mayor que la correlación que tienen ambos constructos del modelo. Además, la ratio HTMT es menor que 0.9 (**Henseler et al., 2016). En base a ambos criterios podemos afirmar que los constructos son conceptos diferentes entre ellos, demostrando su validez discriminante.**

Tabla 7: Validez discriminante de los constructos del modelo (Constructos reflectivos, modelo A) basados en Fornell-Larcker y en HTMT.

Constructo	AC	AD	UC	RM	RA	RV	RN	RF	RNF	Gén	Sect
AC	<b>0,899</b>	0,765	0,634	0,562	0,666	0,564	0,441	0,482	0,550	0,069	0,079
AD	0,701	<b>0,869</b>	0,780	0,762	0,771	0,762	0,637	0,679	0,651	0,141	0,026
UC	0,583	0,702	<b>0,916</b>	0,750	0,742	0,744	0,644	0,677	0,672	0,024	0,069
RM	0,518	0,683	0,684	<b>0,889</b>	0,891	0,801	0,878	0,715	0,671	0,027	0,026
RA	0,566	0,660	0,635	0,784	<b>0,826</b>	0,838	0,775	0,682	0,661	0,058	0,025
RV	0,519	0,683	0,675	0,812	0,807	<b>0,865</b>	0,846	0,742	0,687	0,042	0,071
RN	0,411	0,578	0,595	0,812	0,697	0,858	<b>0,914</b>	0,660	0,581	0,025	0,049
RF	0,448	0,585	0,618	0,655	0,597	0,672	0,613	<b>0,894</b>	0,896	0,037	0,032
RNF	0,517	0,597	0,622	0,623	0,586	0,546	0,632	0,889	<b>0,923</b>	0,041	0,018
Género	-0,069	-0,133	-0,015	-0,027	-0,043	-0,041	0,009	-0,027	-0,040	<b>1,000</b>	0,076
Sector	-0,076	-0,003	0,065	0,018	0,024	0,056	0,046	0,024	0,017	0,076	<b>1,000</b>

Los elementos de la diagonal (en negrilla) son la raíz cuadrada de la varianza compartida entre los constructos y sus medidas (AVE). El valor debajo de la diagonal es la correlación entre ambos constructos (Fornell-Lacker). El valor arriba de la diagonal es el ratio HTMT.

## 4.3. Modelo estructural

Una vez comprobado que los modelos de medida de los constructos muestran niveles satisfactorios de calidad respecto a la fiabilidad y validez, se analiza el modelo estructural propuesto. Siguiendo a **Benitez et al.** (2020), primero se descarta la presencia de colinealidad en el modelo estructural, dado que todos los VIF son menores a 3 (**Hair et al.**, 2019), siendo el mayor de 2.006 entre AD y UC. A continuación, se analiza la significatividad de los coeficientes path (véase **Tab**), mediante el proceso bootstrapping (10.000 submuestras) tomando como base los percentiles del intervalo de confianza (**Aguirre-Urreta; Rönkkö**, 2018). Los resultados revelan que la AC (H1:  $\beta=0,187$ ;  $p<0,001$ ) influyen de forma positiva y significativa en el UC en el ámbito empresarial, y este UC (H3:  $\beta=0,302$ ;  $p<0,001$ ) influye a su vez de forma significativa en los resultados empresariales. Además, aunque no se ha hipotetizado, se observa un efecto indirecto relevante de AC en los resultados empresariales, a través de UC ( $\beta=0,379$ ;  $p<0,001$ ).

Respecto a las variables de control, género y sector, ambas influyen de forma positiva y significativa en el UC ( $\beta=-0,070$ ;  $p<0,05$  y  $\beta=-0,075$ ;  $p<0,05$ , respectivamente), lo que denota que el uso de chatbots está más generalizado entre los hombres y en empresas de servicios, orientándolo hacia los modelos de lenguaje conversacional para

mejorar la relación con el cliente o hacia la generación de contenido original y relevante adaptado a diferentes propósitos, audiencias, canales e idiomas. En el sector de la informática, su uso más habitual suele ser también la programación de scripts o el análisis de código. Sin embargo, el género no influye de forma positiva ni significativa con la AC ( $\beta=-0.069$ ;  $p>0.1$ ). Por otra parte, el sector no influye de forma positiva ni significativa en los resultados empresariales ( $\beta=-0.017$ ;  $p>0.1$ ), lo que se puede interpretar en el sentido que la relación entre el uso de chatbots y los resultados empresariales no está moderada por el sector.

Por último, el modelo explica el 0,519 de la varianza del constructo endógeno (Resultados empresariales), lo que supone que tiene un moderado poder predictivo (Hair *et al.*, 2011). Además, observando en la Tabla 8 la contribución individual de cada variable a través del tamaño de los efectos ( $f^2$ ), destacan los efectos que tienen la AC sobre el apoyo de la dirección ( $f^2 = 0,965$ ) y del UC sobre el rediseño de rutinas organizativas (dirección ( $f^2 = 0,988$ ), que están muy por encima del 0,35 propuesto por Cohen (1988) para considerarlos como grandes. Además, AD sobre UC presenta un efecto próximo a dicho valor ( $f^2 = 0,349$ ), por lo que también se puede considerar como relevante, mientras que el efecto de la Rutinas sobre los Resultados empresariales ( $f^2 = 0,237$ ) es moderado, al situarse entre el 0,15 y el 0,35, y los efectos de AC sobre UC ( $f^2 = 0,037$ ) y de este UC sobre los resultados ( $f^2 = 0,095$ ) son pequeños, por presentar valores por debajo de 0,15. La razón de que precisamente en las relaciones hipotetizadas sean pequeños tal vez radica en la existencia de otras variables mediadoras que potencian esta relación, como se expone a continuación.

Tabla 8: Efectos de los constructos endógenos.

Constructo	Efecto Directo <sup>1</sup>	t-Valor <sup>2</sup>	p Valor <sup>2</sup>	Percentil intervalo confianza (PCI)	f <sup>2</sup>
<b>Resultados de la organización (R<sup>2</sup> = 0,519)</b>					
H2: UC	0,301	5,518	0,000	[0,194; 0,408]	0,095
RR	0,478	7,918	0,000	[0,355; 0,589]	0,237
Sector	-0,017	0,513	0,608	[-0,081; 0,047]	0,001
<b>Rediseño de rutinas organizativas (R<sup>2</sup> = 0,497)</b>					
UC	0,705	28,372	0,000	[0,654; 0,751]	0,988
<b>Uso de Chatbots (R<sup>2</sup> = 0,520)</b>					
H1:AC	0,187	3,618	0,000	[0,085; 0,288]	0,037
AD	0,580	12,111	0,000	[0,484; 0,672]	0,349
Género	0,070	2,002	0,045	[0,003; 0,138]	0,010
Sector	0,075	2,062	0,039	[0,004; 0,148]	0,012
<b>Apoyo de la Dirección (R<sup>2</sup> = 0,491)</b>					
AC	0,701	28,004	0,000	[0,650; 0,748]	0,965
<b>Actitud hacia el los Chatbots (R<sup>2</sup> = 0,005)</b>					
Género	-0,069	1,381	0,167	[-0,166; 0,029]	0,005

<sup>1</sup> Paths a partir de los efectos hipotetizados evaluados aplicando una prueba de dos colas al 5% de significación [2.5%, 97.5%].  
<sup>2</sup> Bootstrapping basado en n = 10.000 bootstrap muestras.

Por otra parte, para testar las hipótesis de mediación se han analizado los efectos indirectos (Nitzl *et al.*, 2016). Como se observa en la Tabla 9, el efecto total de la AC sobre UC es mayor que el efecto directo, pero igualmente significativo ( $\beta=0,594$ ;  $p<0.001$  y  $\beta=0,187$ ;  $p<0.001$ , respectivamente), lo que sugiere la existencia de una relación de mediación de AD, con un efecto indirecto significativo ( $\beta=0,407$ ;  $p<0,001$ ), cuya magnitud es de casi el 70% (VAF=68,52%). Resultado que indica que el apoyo de la dirección es una variable clave en la conversión de la actitud hacia los chatbots en su uso efectivo, corroborando la hipótesis 3. Además, respecto al efecto de mediación entre UC y los resultados empresariales, también se observa un efecto total superior y significativo al efecto directo ( $\beta=0,638$ ;  $p<0,001$  y  $\beta=0,301$ ;  $p<0,001$ , respectivamente), lo que sugiere la existencia de un efecto indirecto relevante y significativo ( $\beta=0,337$ ;  $p<0,001$ ). Conclusión corroborada usando el índice VAF que determina el tamaño del efecto indirecto en relación con el efecto total. En concreto, se observa que más del 50% del efecto total que ejerce UC sobre el resultado empresarial, es a través de la mediación de UC, lo que corrobora la hipótesis 4.

Tabla 9: Sumario de los efectos de mediación.

Hipótesis	Efectos totales <sup>1</sup> (p Value) <sup>2</sup>	Efectos directos <sup>1</sup> (p Value) <sup>2</sup>	Efectos indirectos		
			Path <sup>1</sup> (p Value) <sup>2</sup>	Percentil intervalo de confianza <sup>2</sup>	VAF (%)
H3: AC→AD→UC	0,594 (0,000)	0,187 (0,000)	0,407 (0,000)	[0,523, 0,659]	68,52
H4: UC→RR→Rdos	0,638 (0,000)	0,301 (0,000)	0,337 (0,000)	[0,566; 0,703]	52,28

<sup>1</sup> Hipótesis contrastadas aplicando t-test de dos colas al 5% nivel de significación [2.5%, 97.5%].  
<sup>2</sup> Bootstrapping basado en n = 10.000 muestras bootstrap.

En resumen, todas las hipótesis planteadas se soportan. En la Figura 2 se muestran los coeficientes de las rutas del modelo estructural en su conjunto.

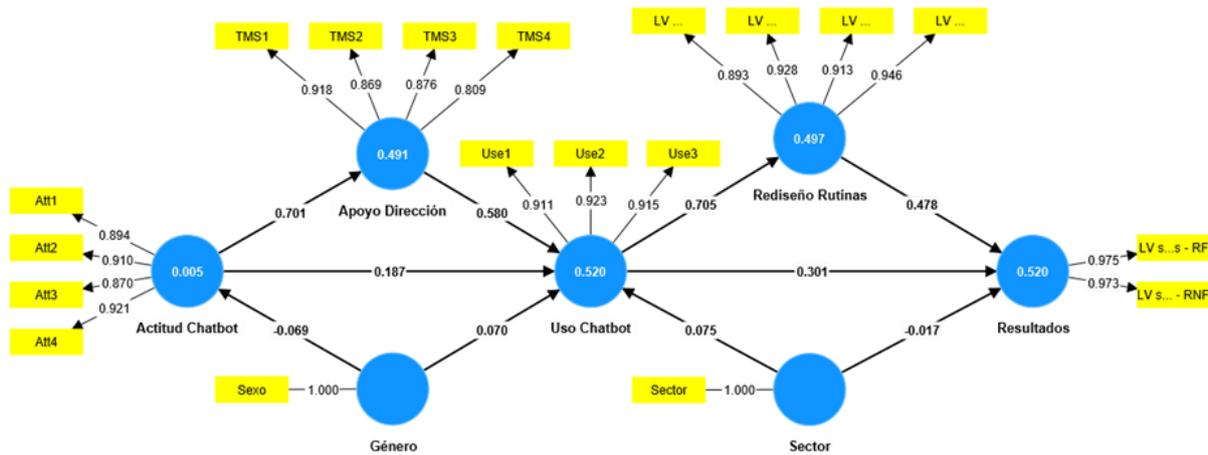


Figura 2: Resultados del modelo estructural.  
Fuente: Elaboración propia

## 5. Discusión y conclusión

Esta investigación realiza una contribución pionera a la literatura actual sobre las variables clave en el proceso de integración de los chatbots en el ámbito empresarial, respondiendo a demandas recientes acerca de la necesidad de profundizar en los mecanismos de integración de las nuevas tecnologías de IA (Fosso Wamba, 2022). Para responder de manera oportuna a esta necesidad, abordando adecuadamente cómo llevar a cabo una integración efectiva de los chatbots en las organizaciones y sobre su contribución a los resultados empresariales, se propone un modelo teórico asociado al rediseño de rutinas organizativas y a sus características intrínsecas. Así, el modelo, recoge los retos que cualquier innovación tiene que afrontar para culminar con éxito su proceso de implantación, integración efectiva y mantenimiento, es decir, de normalización, contemplando la necesaria interacción entre el factor humano y la nueva tecnología. Con ello, se aborda el objetivo propuesto, referente a cómo pueden reaccionar las organizaciones ante la irrupción de innovaciones tecnológicas de gran impacto, como los chatbots, superando el enfoque dominante, centrado en la intención de uso de estas nuevas tecnologías.

En este sentido, la principal contribución de este trabajo es mejorar la comprensión de la relación entre la actitud hacia los chatbots, su uso efectivo y los resultados empresariales. Los hallazgos confirman que los resultados empresariales, tanto financieros como no financieros, mejoran gracias al uso de chatbots. En relación con las preguntas de investigación, se confirma que una actitud positiva hacia los chatbots apoyadas por la dirección animan al uso efectivo de estos. En cuanto a cómo pueden las organizaciones adaptarse a una tecnología altamente disruptiva como son los chatbots, el estudio señala que la generación de rutinas y el rediseño de las existentes cumplen un papel clave en la materialización del potencial de los chatbots, por lo que, en consonancia con **Pluye et al.** (2004), hay que poner el foco de atención en la forma de memorizar los procesos de adopción y uso de los chatbots en las organizaciones, adaptándolos a cada contexto y situación, para respetar los valores compartidos y las reglas en cada caso. Así, estos resultados ayudan a las organizaciones a enriquecer la comprensión de los mecanismos por los que se materializa el potencial de los chatbots, descrito en la literatura, en resultados empresariales. Las principales implicaciones tanto teóricas como prácticas se exponen a continuación.

### 5.1. Implicaciones teóricas y prácticas

Se extraen básicamente dos implicaciones teóricas. Esta investigación enriquece la comprensión de los resultados empresariales en relación con el uso de los chatbots en el ámbito empresarial en general, a diferencia del enfoque dominante que se ciñe a la intención de adopción hacia los chatbots ignorando las consecuencias de su uso (ver por ejemplo, **Yoon y Yu** (2022); **Mostafa y Kasamani** (2022); **De Cicco et al.** (2020); **Rese et al.** (2020)). En consecuencia, amplía las percepciones sobre la relación entre el uso, las rutinas organizativas y los resultados empresariales. A pesar de ello, el trabajo también aporta una nueva evidencia sobre la formación de la intención de uso de los chatbots, brindando apoyo al argumento de que una actitud positiva hacia el uso de los chatbots redundará en un mayor uso, pero identificando que con el apoyo de la dirección dicho efecto se verá incrementado, optimizando el uso de los chatbots. Por lo tanto, este estudio es uno de los primeros en iluminar el papel de los chatbots basados en inteligencia artificial en los resultados empresariales, tanto financieros como no financieros.

Por otra parte, respecto a las implicaciones prácticas para los profesionales y la dirección. En general, esta nueva tecnología puede apoyar adecuadamente el proceso de transformación digital y mejorar los resultados empresariales, por lo que es recomendable tenerla en cuenta y analizar la actitud de los miembros de la

organización y de la dirección hacia esta tecnología, ya que ambos factores facilitan un uso eficiente de la misma. A su vez, el factor humano juega un papel principal para que la organización consiga traducir el uso de esta nueva tecnología en resultados, a través de la adaptación de las rutinas organizativas, que abarcan el conocimiento del factor humano sobre la tecnología y los procesos organizativos. Con ello, el éxito de la implantación de una nueva tecnología depende en gran medida del factor humano, y la imbricación de este con el tecnológico. La dirección puede desarrollar mecanismos para apoyar el adecuado rediseño de rutinas en función de los objetivos e intereses organizacionales y personales de los miembros de la organización.

## 5.2. Limitaciones y líneas futuras

En este estudio se puede identificar algunas limitaciones que es necesario destacar, pues podrían afectar a la generalización de los resultados obtenidos. En primer lugar, la muestra utilizada para testar nuestro modelo, si bien es representativa de la población analizada, empresas españolas, puede conducir a una generalización limitada de los hallazgos a otros países, con un ecosistema empresarial diferente. Además, no se ha tenido en cuenta las posibles diferencias por sectores, cuestión que parece no afectar a los resultados, dado que dicha variable de control no tiene un efecto significativo en ellos, pero sí al uso de los chatbots. Por lo tanto, futuros estudios deberían emplear una muestra multipaís discriminando también por diversos sectores y tamaños empresariales para aumentar la generalización y ofrecer contribuciones más significativas. En segundo lugar, el uso de chatbots se recogió como un resultado conductual esencial en nuestro estudio, pero los individuos implicados pueden adoptar otros comportamientos postadopción, como la recomendación o el rechazo (Jenneboer *et al.*, 2022). Por lo tanto, la intención de continuidad en el uso de chatbots puede ser abordada en futuros estudios para obtener una comprensión más profunda de los comportamientos sostenidos de los usuarios hacia los chatbots en el ámbito empresarial. En este sentido, el uso de métodos mixtos podría ser de utilidad. En tercer lugar, se trata de un estudio de corte temporal que, aunque nos ha permitido profundizar en las relaciones propuestas, no nos permite analizar la sostenibilidad de dichas relaciones en el tiempo. Además, la medición de las variables se ha realizado de manera subjetiva, a través de un cuestionario autogestionado por los propios participantes, por lo que, a pesar de haber utilizado escalas validadas, esta medición podría suponer un sesgo en la investigación. En este sentido, futuras investigaciones podrían usar datos objetivos para la medición de los resultados financieros, obtenidos, por ejemplo, de fuentes de datos secundarias, como la propia base de datos SABI. Otra limitación del estudio es la falta de consideración de los factores contextuales en el éxito de la adopción de esta tecnología (Nguyen *et al.*, 2022). Así, una futura línea de investigación implicaría analizar el impacto de los factores del entorno sobre el papel mediador del apoyo directivo en la relación entre la actitud hacia el uso de chatbots y el éxito o fracaso de su adopción. Por último, nuestros hallazgos muestran que el género tiene efectos significativos en el uso de los chatbots, por lo que una línea de investigación futura podría analizar si esta variable presenta efectos de moderación entre actitud y uso, e incluso en los antecedentes de la propia actitud.

## 6. Financiación

Este trabajo ha sido financiado por la Universidad de Castilla-La Mancha (UCLM), España, y por los Fondos Europeos de Desarrollo Regional (FEDER), a través del proyecto 2022-GRIN-34373.

## Referencias Bibliográficas

- Aguirre-Urreta, Miguel I.; Rönkkö, Mikko. (2018). "Statistical Inference with PLSc Using Bootstrap Confidence Intervals". *MIS Quarterly*, v. 42, n. 3, pp. 1001-A10. <https://www.jstor.org/stable/26635063>
- Al-Abrow, Hadi; Ali, Jaber; Alnoor, Alhamzah. (2022). "Multilevel Influence of Routine Redesigning, Legitimacy and Functional Affordance on Sustainability Accounting: Mediating Role of Organizational Sense-making". *Global Business Review*, v. 23, n. 2, pp. 287-312. <https://doi.org/10.1177/0972150919869726>
- Alsheibani, Sulaiman Abdallah; Cheung, Yen; Messom, Chris H; Alhosni, Mazoon. (2020). "Winning AI Strategy: Six-Steps to Create Value from Artificial Intelligence". *AMCIS 2020 Proceedings*, pp. 1. [https://aisel.aisnet.org/amcis2020/adv\\_info\\_systems\\_research/adv\\_info\\_systems\\_research/1](https://aisel.aisnet.org/amcis2020/adv_info_systems_research/adv_info_systems_research/1)
- Aral, Sinan; Weill, Peter. (2007). "IT Assets, Organizational Capabilities, and Firm Performance: How Resource Allocations and Organizational Differences Explain Performance Variation". *Organization Science*, v. 18, n. 5, pp. 763-780. <https://doi.org/10.1287/orsc.1070.0306>
- Atienza-Barba, María; Río-Rama, María de la Cruz del; Meseguer-Martínez, Ángel; Barba-Sánchez, Virginia. (2024). "Artificial intelligence and organizational agility: An analysis of scientific production and future trends". *European Research on Management and Business Economics*, v. 30, n. 2, pp. 100253. <https://doi.org/10.1016/j.iemeen.2024.100253>

- Bapuji, Hari; Hora, Manpreet; Saeed, Akbar; Turner, Scott.** (2019). "How Understanding-Based Redesign Influences the Pattern of Actions and Effectiveness of Routines". *Journal of Management*, v. 45, n. 5, pp. 2132-2162. <https://doi.org/10.1177/0149206317744251>
- Barba-Sanchez, Virginia; Gouveia-Rodrigues, Ricardo; Meseguer Martinez, Angel.** (2022). "Information and communication technology (ICT) skills and job satisfaction of primary education teachers in the context of Covid-19. Theoretical model". *Profesional de la información*, v. 31, n. 6, pp. e310617. <https://doi.org/10.3145/epi.2022.nov.17>
- Becker, Jan-Michael; Proksch, Dorian; Ringle, Christian M.** (2022). "Revisiting Gaussian copulas to handle endogenous regressors". *Journal of the Academy of Marketing Science*, v. 50, n. 1, pp. 46-66. <https://doi.org/10.1007/s11747-021-00805-y>
- Becker, Markus C.** (2005). "The concept of routines: some clarifications". *Cambridge Journal of Economics*, v. 29, n. 2, pp. 249-262. <https://doi.org/10.1093/cje/bei031>
- Benitez, Jose; Henseler, Jörg; Castillo, Ana; Schuberth, Florian.** (2020). "How to perform and report an impactful analysis using partial least squares: Guidelines for confirmatory and explanatory IS research". *Information & Management*, v. 57, n. 2, pp. 103168. <https://doi.org/10.1016/j.im.2019.05.003>
- Berente, Nicholas; Gu, Bin; Recker, Jan; Santhanam, Radhika.** (2021). "Managing Artificial Intelligence". *MIS Quarterly*, v. 45, n. 3, pp. 1433-1450. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/16274>
- Cheng, Cong; Wang, Limin.** (2022). "How companies configure digital innovation attributes for business model innovation? A configurational view". *Technovation*, v. 112, pp. 102398. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2021.102398>
- Cheng, Xusen; Bao, Ying; Zarifis, Alex; Gong, Wankun; Mou, Jian.** (2022). "Exploring consumers' response to text-based chatbots in e-commerce: the moderating role of task complexity and chatbot disclosure". *Internet Research*, v. 32, n. 2, pp. 496-517. <https://doi.org/10.1108/INTR-08-2020-0460>
- Cohen, Jacob.** (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Cohen, Michael D.; Bacdayan, Paul.** (1994). "Organizational Routines Are Stored as Procedural Memory: Evidence from a Laboratory Study". *Organization Science*, v. 5, n. 4, pp. 554-568. <https://doi.org/10.1287/orsc.5.4.554>
- Davenport, Thomas H.** (2021). "Enterprise Adoption and Management of ARTIFICIAL INTELLIGENCE". *Management and Business Review*, v. 1, n. 1, pp. 165-172. <https://doi.org/10.1177/2694105820210101025>
- Davis, Fred D.** (1989). "Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology". *MIS Quarterly*, v. 13, n. 3, pp. 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- De Cicco, Roberta; Silva, Susana C.; Alparone, Francesca Romana.** (2020). "Millennials' attitude toward chatbots: an experimental study in a social relationship perspective". *International Journal of Retail & Distribution Management*, v. 48, n. 11, pp. 1213-1233. <https://doi.org/10.1108/IJRDM-12-2019-0406>
- Demlehner, Quirin; Laumer, Sven.** (2020). "Shall We Use It or Not? Explaining the Adoption of Artificial Intelligence for Car Manufacturing Purposes". En: *Proceedings of the 28th European Conference on Information Systems (ECIS)*. An Online AIS Conference. [https://aisel.aisnet.org/ecis2020\\_rp/177](https://aisel.aisnet.org/ecis2020_rp/177)
- Dess, Gregory G.; Beard, Donald W.** (1984). "Dimensions of Organizational Task Environments". *Administrative Science Quarterly*, v. 29, n. 1, pp. 52-73. <https://doi.org/10.2307/2393080>
- Dillman, Don A.** (1991). "The Design and Administration of Mail Surveys". *Annual Review of Sociology*, v. 17, n. 17, pp. 225-249. <https://doi.org/10.1146/annurev.so.17.080191.001301>
- Duan, Yanqing; Edwards, John S.; Dwivedi, Yogesh K.** (2019). "Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data – evolution, challenges and research agenda". *International Journal of Information Management*, v. 48, pp. 63-71. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021>
- Edmondson, Amy C.; Bohmer, Richard M.; Pisano, Gary P.** (2001). "Disrupted Routines: Team Learning and New Technology Implementation in Hospitals". *Administrative Science Quarterly*, v. 46, n. 4, pp. 685-716. <https://doi.org/10.2307/3094828>
- Elliot, Bern; Rigon, Gabriele.* (2023). *Gartner Magic Quadrant for Enterprise Conversational AI Platforms*. Gartner. <https://www.gartner.com/en/documents/4154599>
- Enholm, Ida Merete; Papagiannidis, Emmanouil; Mikalef, Patrick; Krogstie, John.** (2022). "Artificial Intelligence and Business Value: a Literature Review". *Information Systems Frontiers*, v. 24, n. 5, pp. 1709-1734. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10186-w>

- Etter, William L.** (1975). "Attitude Theory and Decision Theory: Where is the Common Ground?". *Journal of Marketing Research*, v. 12, n. 4, pp. 481-483. <https://doi.org/10.1177/002224377501200413>
- Fang, Mingyue; Nie, Huihua; Shen, Xinyi.** (2023). "Can enterprise digitization improve ESG performance?". *Economic Modelling*, v. 118, pp. 106101. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2022.106101>
- Feldman, Martha S.; Pentland, Brian T.** (2003). "Reconceptualizing Organizational Routines as a Source of Flexibility and Change". *Administrative Science Quarterly*, v. 48, n. 1, pp. 94-118. <https://doi.org/10.2307/3556620>
- Félix, Elisabete Gomes Santana; David, Daniela Sofia Taniça.** (2019). "Performance of family-owned firms: the impact of gender at the management level". *Journal of Family Business Management*, v. 9, n. 2, pp. 228-250. <https://doi.org/10.1108/JFBM-10-2018-0051>
- Fornell, Claes; Larcker, David F.** (1981). "Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error". *Journal of Marketing Research*, v. 18, n. 1, pp. 39-50. <https://doi.org/10.1177/002224378101800104>
- Fosso Wamba, Samuel.** (2022). "Impact of artificial intelligence assimilation on firm performance: The mediating effects of organizational agility and customer agility". *International Journal of Information Management*, v. 67, pp. 102544. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2022.102544>
- Fotheringham, Darima; Wiles, Michael A.** (2023). "The effect of implementing chatbot customer service on stock returns: an event study analysis". *Journal of the Academy of Marketing Science*, v. 51, n. 4, pp. 802-822. <https://doi.org/10.1007/s11747-022-00841-2>
- Gong, Cheng; Ribiere, Vincent.** (2021). "Developing a unified definition of digital transformation". *Technovation*, v. 102, pp. 102217. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2020.102217>
- Goodman, Robert M.; McLeroy, Kenneth R.; Steckler, Allan B.; Hoyle, Rick H.** (1993). "Development of Level of Institutionalization Scales for Health Promotion Programs". *Health Education Quarterly*, v. 20, n. 2, pp. 161-178. <https://doi.org/10.1177/109019819302000208>
- Guenther, Peter; Guenther, Miriam; Ringle, Christian M.; Zaefarian, Ghasem; Cartwright, Severina.** (2023). "Improving PLS-SEM use for business marketing research". *Industrial Marketing Management*, v. 111, pp. 127-142. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2023.03.010>
- Gursoy, Dogan; Chi, Oscar Hengxuan; Lu, Lu; Nunkoo, Robin.** (2019). "Consumers acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service delivery". *International Journal of Information Management*, v. 49, pp. 157-169. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.03.008>
- Haddad, Carol J.** (1996). "Employee attitudes toward new technology in a unionized manufacturing plant". *Journal of Engineering and Technology Management*, v. 13, n. 2, pp. 145-162. [https://doi.org/10.1016/S0923-4748\(96\)01001-6](https://doi.org/10.1016/S0923-4748(96)01001-6)
- Hair, Joe F.; Ringle, Christian M.; Sarstedt, Marko.** (2011). "PLS-SEM: Indeed a Silver Bullet". *Journal of Marketing Theory and Practice*, v. 19, n. 2, pp. 139-152. <https://doi.org/10.2753/MTP1069-6679190202>
- Hair, Joseph F.; Risher, Jeffrey J.; Sarstedt, Marko; Ringle, Christian M.** (2019). "When to use and how to report the results of PLS-SEM". *European Business Review*, v. 31, n. 1, pp. 2-24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- Hair Jr, Joe F.; Sarstedt, Marko; Hopkins, Lucas; Kuppelwieser, Volker G.** (2014). "Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)". *European Business Review*, v. 26, n. 2, pp. 106-121. <https://doi.org/10.1108/EBR-10-2013-0128>
- Hair Jr., Joseph F.; Hult, G. Tomas M.; Ringle, Christian M.; Sarstedt, Marko.** (2021). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*. 3rd ed. Sage Publications. <https://uk.sagepub.com/en-gb/eur/a-primer-on-partial-least-squares-structural-equation-modeling-pls-sem/book270548>
- Henseler, Jörg; Ringle, Christian M.; Sarstedt, Marko.** (2016). "Testing measurement invariance of composites using partial least squares". *International Marketing Review*, v. 33, n. 3, pp. 405-431. <https://doi.org/10.1108/IMR-09-2014-0304>
- Hu, Li-tze; Bentler, Peter M.** (1998). "Fit Indices in Covariance Structure Modeling: Sensitivity to Underparameterized Model Misspecification". *Psychological Methods*, v. 3, n. 4, pp. 424-453. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.3.4.424>
- Hult, G. Tomas M.; Hair, Joseph F.; Proksch, Dorian; Sarstedt, Marko; Pinkwart, Andreas; Ringle, Christian M.** (2018). "Addressing Endogeneity in International Marketing Applications of Partial Least Squares Structural Equation Modeling". *Journal of International Marketing*, v. 26, n. 3, pp. 1-21. <https://doi.org/10.1509/jim.17.0151>

- Jenneboer, Liss; Herrando, Carolina; Constantinides, Efthymios.** (2022). "The Impact of Chatbots on Customer Loyalty: A Systematic Literature Review". *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, v. 17, n. 1, pp. 212-229. <https://doi.org/10.3390/jtaer17010011>
- Kasilingam, Dharun Lingam.** (2020). "Understanding the attitude and intention to use smartphone chatbots for shopping". *Technology in Society*, v. 62, pp. 101280. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101280>
- Kock, Ned; Hadaya, Pierre.** (2018). "Minimum sample size estimation in PLS-SEM: The inverse square root and gamma-exponential methods". *Information Systems Journal*, v. 28, n. 1, pp. 227-261. <https://doi.org/10.1111/isj.12131>
- Lee, Jaehun; Suh, Taewon; Roy, Daniel; Baucus, Melissa.** (2019). "Emerging Technology and Business Model Innovation: The Case of Artificial Intelligence". *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, v. 5, n. 3, pp. 44. <https://doi.org/10.3390/joitmc5030044>
- Lee, Yeonhee; Kim, Sooyoung; Lee, Hyejin.** (2011). "The impact of service R&D on the performance of Korean information communication technology small and medium enterprises". *Journal of Engineering and Technology Management*, v. 28, n. 1, pp. 77-92. <https://doi.org/10.1016/j.jengtecman.2010.12.005>
- Leonardi, Paul M.** (2011). "When Flexible Routines Meet Flexible Technologies: Affordance, Constraint, and the Imbrication of Human and Material Agencies". *MIS Quarterly*, v. 35, n. 1, pp. 147-167. <https://doi.org/10.2307/23043493>
- Leone, Daniele; Schiavone, Francesco; Appio, Francesco Paolo; Chiao, Benjamin.** (2021). "How does artificial intelligence enable and enhance value co-creation in industrial markets? An exploratory case study in the healthcare ecosystem". *Journal of Business Research*, v. 129, pp. 849-859. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.11.008>
- Lin, Hsiu-Fen.** (2010). "An investigation into the effects of IS quality and top management support on ERP system usage". *Total Quality Management & Business Excellence*, v. 21, n. 3, pp. 335-349. <https://doi.org/10.1080/14783360903561761>
- Lin, Steven Y.; Mahoney, Megan R.; Sinsky, Christine A.** (2019). "Ten Ways Artificial Intelligence Will Transform Primary Care". *Journal of General Internal Medicine*, v. 34, n. 8, pp. 1626-1630. <https://doi.org/10.1007/s11606-019-05035-1>
- Link, Jennifer; Stowasser, Sascha.** (2024). "Negative Emotions Towards Artificial Intelligence in the Workplace – Motivation and Method for Designing Demonstrators". En: *Artificial Intelligence in HCI*. Degen, Helmut; Ntoa, Stavroula (Eds.), pp. 75-86. Springer Nature Switzerland. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-60611-3\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-031-60611-3_6)
- Marchiori, Danilo Magno; Rodrigues, Ricardo Gouveia; Popadiuk, Silvio; Mainardes, Emerson Wagner.** (2022). "The relationship between human capital, information technology capability, innovativeness and organizational performance: An integrated approach". *Technological Forecasting and Social Change*, v. 177, pp. 121526. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121526>
- McCartney, Ava.** (2023). *Gartner Top 10 Strategic Technology Trends 2024*. Gartner. <https://www.gartner.com/en/articles/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2024>
- Melián-González, Santiago; Gutiérrez-Taño, Desiderio; Bulchand-Gidumal, Jacques.** (2021). "Predicting the intentions to use chatbots for travel and tourism". *Current Issues in Tourism*, v. 24, n. 2, pp. 192-210. <https://doi.org/10.1080/13683500.2019.1706457>
- Michaelis, B; Büch, V; Stegmaier, R; Sonntag, Kh.** (2004). "A Recipe for Effective and Non-Stressful Change: The Role of Organizational Support and Fairness". En: *The Seventh International Conference on Occupational Stress and Health*.
- Mikalef, Patrick; Gupta, Manjul.** (2021). "Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance". *Information & Management*, v. 58, n. 3, pp. 103434. <https://doi.org/10.1016/j.im.2021.103434>
- Mostafa, Rania Badr; Kasamani, Tamara.** (2022). "Antecedents and consequences of chatbot initial trust". *European Journal of Marketing*, v. 56, n. 6, pp. 1748-1771. <https://doi.org/10.1108/EJM-02-2020-0084>
- Moussawi, Sara; Koufaris, Marios; Benbunan-Fich, Raquel.** (2021). "How perceptions of intelligence and anthropomorphism affect adoption of personal intelligent agents". *Electronic Markets*, v. 31, n. 2, pp. 343-364. <https://doi.org/10.1007/s12525-020-00411-w>
- Mulaik, Stanley A; James, Larry R; Van Alstine, Judith; Bennett, Nathan; Lind, Sherri; Stilwell, C Dean.** (1989). "Evaluation of Goodness-of-fit Indices for Structural Equation Models". *Psychological Bulletin*, v. 105, n. 3, pp. 430-445. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.105.3.430>

- Na, Seunguk; Heo, Seokjae; Han, Sehee; Shin, Yoonsoo; Roh, Youngsook.** (2022). "Acceptance Model of Artificial Intelligence (AI)-Based Technologies in Construction Firms: Applying the Technology Acceptance Model (TAM) in Combination with the Technology–Organisation–Environment (TOE) Framework". *Buildings*, v. 12, n. 2, pp. 90. <https://doi.org/10.3390/buildings12020090>
- Nguyen, Tran Hung; Le, Xuan Cu; Vu, Thi Hai Ly.** (2022). "An Extended Technology-Organization-Environment (TOE) Framework for Online Retailing Utilization in Digital Transformation: Empirical Evidence from Vietnam". *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, v. 8, n. 4, pp. 200. <https://doi.org/10.3390/joitmc8040200>
- Nitzl, Christian; Roldan, Jose L.; Cepeda, Gabriel.** (2016). "Mediation analysis in partial least squares path modeling". *Industrial Management & Data Systems*, v. 116, n. 9, pp. 1849-1864. <https://doi.org/10.1108/IMDS-07-2015-0302>
- Nucci, Francesco; Puccioni, Chiara; Ricchi, Ottavio.** (2023). "Digital technologies and productivity: A firm-level investigation". *Economic Modelling*, v. 128, pp. 106524. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2023.106524>
- Olan, Femi; Ogiemwonyi Arakpogun, Emmanuel; Suklan, Jana; Nakpodia, Franklin; Damij, Nadja; Jayawickrama, Uchitha.** (2022). "Artificial intelligence and knowledge sharing: Contributing factors to organizational performance". *Journal of Business Research*, v. 145, pp. 605-615. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.03.008>
- Pantea, Smaranda; Sabadash, Anna; Biagi, Federico.** (2017). "Are ICT displacing workers in the short run? Evidence from seven European countries". *Information Economics and Policy*, v. 39, pp. 36-44. <https://doi.org/10.1016/j.infoecopol.2017.03.002>
- Park, Sungho; Gupta, Sachin.** (2012). "Handling Endogenous Regressors by Joint Estimation Using Copulas". *Marketing Science*, v. 31, n. 4, pp. 567-586. <https://doi.org/10.1287/mksc.1120.0718>
- Pluye, P.; Potvin, L.; Denis, J. L.; Pelletier, J.** (2004). "Program sustainability: focus on organizational routines". *Health Promotion International*, v. 19, n. 4, pp. 489-500. <https://doi.org/10.1093/heapro/dah411>
- Porter, Jon.** (2023). *ChatGPT Continues to Be One of the Fastest-Growing Services Ever*. The Verge. <https://www.theverge.com/2023/11/6/23948386/chatgpt-active-user-count-openai-developer-conference>
- Premkumar, G.; Ramamurthy, K.** (1995). "The Role of Interorganizational and Organizational Factors on the Decision Mode for Adoption of Interorganizational Systems". *Decision Sciences*, v. 26, n. 3, pp. 303-336. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.1995.tb01431.x>
- Ransbotham, Sam; Gerbert, Philipp; Reeves, Martin; Kiron, David; Spira, Michael.** (2018). "Artificial Intelligence in Business Gets Real". *MIT Sloan Management Review*. <https://sloanreview.mit.edu/projects/artificial-intelligence-in-business-gets-real>
- Rese, Alexandra; Ganster, Lena; Baier, Daniel.** (2020). "Chatbots in retailers' customer communication: How to measure their acceptance?". *Journal of Retailing and Consumer Services*, v. 56, pp. 102176. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102176>
- Ringle, C. M.; Wende, S.; Becker, J.-M.** (2022). *SmartPLS 4*. SmartPLS. <https://www.smartpls.com>
- Rodríguez Cardona, Davinia; Werth, Oliver; Schönborn, Svenja; Breitner, Michael H.** (2019). "A Mixed Methods Analysis of the Adoption and Diffusion of Chatbot Technology in the German Insurance Sector". *AMCIS 2019 Proceedings*, pp. 18. [https://aisel.aisnet.org/amcis2019/adoption\\_diffusion\\_IT/adoption\\_diffusion\\_IT/18](https://aisel.aisnet.org/amcis2019/adoption_diffusion_IT/adoption_diffusion_IT/18)
- Ruan, Yanya; Mezei, József.** (2022). "When do AI chatbots lead to higher customer satisfaction than human frontline employees in online shopping assistance? Considering product attribute type". *Journal of Retailing and Consumer Services*, v. 68, pp. 103059. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103059>
- Salvato, Carlo.** (2009). "Capabilities Unveiled: The Role of Ordinary Activities in the Evolution of Product Development Processes". *Organization Science*, v. 20, n. 2, pp. 384-409. <https://doi.org/10.1287/orsc.1080.0408>
- Singh, Shiwangi; Sharma, Meenakshi; Dhir, Sanjay.** (2021). "Modeling the effects of digital transformation in Indian manufacturing industry". *Technology in Society*, v. 67, pp. 101763. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101763>
- Teng, Rongrong; Zhou, Shuai; Zheng, Wang; Ma, Chunhao.** (2024). "Artificial intelligence (AI) awareness and work withdrawal: evaluating chained mediation through negative work-related rumination and emotional exhaustion". *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, v. 36, n. 7, pp. 2311-2326. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-02-2023-0240>

**Terblanche, Nicky; Kidd, Martin.** (2022). "Adoption Factors and Moderating Effects of Age and Gender That Influence the Intention to Use a Non-Directive Reflective Coaching Chatbot". *Sage Open*, v. 12, n. 2, pp. 21582440221096136. <https://doi.org/10.1177/21582440221096136>

**Terzopoulos, George; Satratzemi, Maya.** (2019). "Voice Assistants and Artificial Intelligence in Education". En: *Proceedings of the 9th Balkan Conference on Informatics*. pp. 1-6. ACM Digital Library. <https://doi.org/10.1145/3351556.3351588>

**Ulrich, Patrick; Frank, Vanessa; Buettner, Ricardo.** (2023). "Artificial Intelligence in Small and Medium-sized Family Firms: An Empirical Study on the Impact of Family Influence". *Corporate Governance and Organizational Behavior Review*, v. 7, n. 1, pp. 72-80. <https://doi.org/10.22495/cgobrv7i1p7>

**Van Ark, Bart.** (2016). "The Productivity Paradox of the New Digital Economy". *International Productivity Monitor*, v. 31, pp. 3-18. <http://www.csls.ca/ipm/31/vanark.pdf>

**Venkatesh, Viswanath; Morris, Michael G.; Davis, Gordon B.; Davis, Fred D.** (2003). "User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View". *MIS Quarterly*, v. 27, n. 3, pp. 425-478. <https://doi.org/10.2307/30036540>

**Verhoef, Peter C.; Broekhuizen, Thijs; Bart, Yakov; Bhattacharya, Abhi; Qi Dong, John; Fabian, Nicolai; Haenlein, Michael.** (2021). "Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda". *Journal of Business Research*, v. 122, pp. 889-901. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.09.022>

**Wang, Chenxing; Ahmad, Sayed Fayaz; Bani Ahmad Ayassrah, Ahmad Y. A.; Awwad, Emad Mahrous; Irshad, Muhammad; Ali, Yasser A.; Al-Razgan, Muna; Khan, Yasser; Han, Heesup.** (2023). "An empirical evaluation of technology acceptance model for Artificial Intelligence in E-commerce". *Heliyon*, v. 9, n. 8, pp. e18349. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e18349>

**Wurm, Bastian; Grisold, Thomas; Mendling, Jan; vom Brocke, Jan.** (2021). "Business Process Management and Routine Dynamics". En: *Cambridge Handbook of Routine Dynamics*. Feldman, Martha S.; Pentland, Brian T.; D'Adderio, Luciana; Dittrich, Katharina; Rerup, Claus; Seidl, David (Eds.), pp. 513-524. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781108993340.042>

**Yoon, Jiyoung; Yu, Hyunji.** (2022). "Impact of customer experience on attitude and utilization intention of a restaurant-menu curation chatbot service". *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, v. 13, n. 3, pp. 527-541. <https://doi.org/10.1108/JHTT-03-2021-0089>

**Yu, Chongxin; Frenkel, Stephen J.** (2013). "Explaining task performance and creativity from perceived organizational support theory: Which mechanisms are more important?". *Journal of Organizational Behavior*, v. 34, n. 8, pp. 1165-1181. <https://doi.org/10.1002/job.1844>

**Yuan, Hongping; Yang, Yu; Xue, Xiaolong.** (2019). "Promoting Owners' BIM Adoption Behaviors to Achieve Sustainable Project Management". *Sustainability*, v. 11, n. 14, pp. 3905. <https://doi.org/10.3390/su11143905>

**Zendesk.** (2023). *TOP 3 Ejemplos de empresas que usan Inteligencia Artificial*. <https://www.zendesk.com.mx/blog/ejemplos-de-empresas-que-usan-inteligencia-artificial>

**Zhang, Juliana J. Y.; Følstad, Asbjørn; Bjørkli, Cato A.** (2023). "Organizational Factors Affecting Successful Implementation of Chatbots for Customer Service". *Journal of Internet Commerce*, v. 22, n. 1, pp. 122-156. <https://doi.org/10.1080/15332861.2021.1966723>

Anexo 1: Ítems de la encuesta.

<b>Actitud hacia los chatbots (AC)</b>	
Adaptado de Venkatesh et al (2012)	
Att1	Utilizar chatbots es una buena idea.
Att2	Los chatbots hacen que el trabajo sea más interesante.
Att3	Trabajar con chatbots es divertido.
Att4	Me gusta trabajar con chatbots.
<b>Apoyo de la alta dirección (AD)</b>	
Adaptado de Lin (2010)	
TMS1	La alta dirección está muy interesada en el uso de chatbots.
TMS2	La alta dirección cree que los costes asociados al uso de chatbots son una inversión a largo plazo.
TMS3	La alta dirección es consciente de los beneficios de los chatbots para el éxito futuro de la organización.
TMS4	La alta dirección ha asignado suficientes recursos financieros y de otro tipo para el desarrollo y funcionamiento de los chatbots.
<b>Uso de Chatbots (UC)</b>	
Adaptado de Singh et al. (2021)	
DT1	Los nuevos procesos empresariales se construyen apoyándose en chatbots.
DT2	Las tecnologías digitales como chatbots se integran para impulsar el cambio en la organización.
DT3	Las operaciones de la organización están cambiando hacia el uso de chatbots.
<b>Rediseño de rutinas (RR)</b>	
Adaptado de Pluye et al. (2004)	
Memoria	
RRM1	El presupuesto incluye los recursos financieros necesarios para emplear personal clave para trabajar con chatbots con financiación permanente.
RRM2	Se dispone de recursos humanos en puestos permanentes, de dirección u otros, para trabajar con chatbots.
RRM3	Hay recursos materiales, como espacio permanente en oficinas o herramientas, destinados al uso de chatbots.
RRM4	De forma habitual, se destina mucho tiempo al uso de chatbots.
Adaptación	
RRA1	Las actividades con chatbots están adaptadas al contexto local.
RRA2	Las actividades con chatbots están adaptadas a sus efectos estimados, por ejemplo, se adaptan a los informes anuales de actividad o a los resultados de evaluación.
RRA3	Se continúan realizando actividades de un año para otro debido a que en su momento fueron divertidas, a pesar de la incertidumbre sobre la continuidad de su pertinencia.
Valores	
RRV1	Las actividades con chatbots se encaminan a la consecución de los objetivos formales de su organización.
RRV2	Se asigna algún símbolo, por ejemplo tipo logotipo, a las actividades realizadas con chatbots.
RRV3	Existen protocolos establecidos, como reuniones periódicas, relacionados con las actividades con chatbots.
RRV4	En mi organización se está desarrollando un lenguaje específico, tipo jerga propia, en relación a las actividades con chatbots.
Normas	
RRN1	Se asigna formalmente un supervisor a las actividades con chatbots.
RRN2	Las actividades con chatbots se incluyen en un proceso de planificación formal.
RRN3	En la descripción de tareas se especifica el uso de chatbots.
RRN4	Existen actividades con chatbots que están sujetas a reglas escritas, como un manual de procedimientos.
<b>Resultados de la organización (Rdos)</b>	
Adaptado de Lee et al. (2011)	
Resultados financieros (RF)	
RF1	Incremento de ventas
RF2	Ahorro de costes de producción
RF3	Mejora de procesos
RF4	Incremento de la cuota de mercado
Resultados no financieros (RNF)	
RNF1	Mejora en la satisfacción del cliente
RNF2	Mejora de la imagen corporativa
RNF3	Aumento del valor de la marca
RNF4	Aumento de la capacidad productiva del personal