



Doi: <https://doi.org/10.70577/ASCE/395.413/2025>

**Recibido:** 2025-05-09

**Aceptado:** 2025-06-09

**Publicado:** 2025-07-11

## ¿Cómo influye la confianza del usuario en la adopción de sistemas de información impulsados por IA? Un enfoque de modelado de ecuaciones estructurales

### How does user trust influence the adoption of AI-powered information systems? A structural equation modeling approach

**Autor:**

**Oscar Danilo Gavilánez Alvarez**  
<https://orcid.org/0000-0002-7245-5640>  
[oscar.gavilanez@esPOCH.edu.ec](mailto:oscar.gavilanez@esPOCH.edu.ec)  
Escuela Superior Politécnica de Chimborazo  
(ESPOCH)  
Riobamba-Ecuador

**John Javier Cruz Garzón**  
<https://orcid.org/0009-0006-7550-9962>  
[jjcruz9@espe.edu.ec](mailto:jjcruz9@espe.edu.ec)  
Universidad de las Fuerzas Armadas  
(ESPE)  
Santo Domingo-Ecuador

**Cristian Luis Inca Balseca**  
<https://orcid.org/0000-0002-4795-8297>  
[cristianl.inca@esPOCH.edu.ec](mailto:cristianl.inca@esPOCH.edu.ec)  
Escuela Superior Politécnica de Chimborazo  
(ESPOCH)  
Riobamba-Ecuador

#### Cómo citar

Gavilánez Alvarez, O. D., Cruz Garzón, J. J., & Inca Balseca, C. L. (2025). ¿Cómo influye la confianza del usuario en la adopción de sistemas de información impulsados por IA? Un enfoque de modelado de ecuaciones estructurales. *ASCE*, 4(3), 395–413.



## Resumen

Este estudio emplea un Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM) para analizar los factores que influyen en la adopción de sistemas de IA, destacando el papel central de la confianza del usuario ( $\beta = 0.49$ ) y la utilidad percibida ( $\beta = 0.089$ ) como predictores clave. Los resultados validan el Technology Acceptance Model (TAM), pero amplían su marco al demostrar que la confianza actúa como mediador crítico, especialmente en contextos de incertidumbre tecnológica. La seguridad percibida mostró un efecto moderado ( $\beta = 0.23$ ), relevante en aplicaciones sensibles, mientras que la usabilidad tuvo un impacto mínimo ( $\beta = 0.04$ ), sugiriendo que los usuarios priorizan la fiabilidad sobre la facilidad de uso. Las variables organizacionales (ej. tamaño) tuvieron un efecto marginal, enfatizando la predominancia de factores individuales. Los hallazgos subrayan la necesidad de diseños centrados en transparencia y explicabilidad (XAI) para fortalecer la confianza y facilitar la adopción.

**Palabras clave:** Confianza del Usuario; Utilidad Percibida; Adopción de IA; Modelo SEM; Transparencia Algorítmica.



## Abstract

This study employs Structural Equation Modeling (SEM) to analyze the factors influencing the adoption of AI systems, highlighting the central role of user trust ( $\beta = 0.49$ ) and perceived usefulness ( $\beta = 0.089$ ) as key predictors. The results validate the Technology Acceptance Model (TAM) but extend its framework by demonstrating that trust acts as a critical mediator, especially in contexts of technological uncertainty. Perceived security showed a moderate effect ( $\beta = 0.23$ ), relevant in sensitive applications, while usability had a minimal impact ( $\beta = 0.04$ ), suggesting that users prioritize reliability over ease of use. Organizational variables (e.g., size) had a marginal effect, emphasizing the predominance of individual factors. The findings underscore the need for transparency and explainability (XAI)-centered designs to strengthen trust and facilitate adoption.

**Keywords:** User trust; Perceived usefulness; AI adoption; SEM Model; Algorithmic Transparency.



## Introducción

La influencia de la confianza del usuario en la adopción de sistemas de información impulsados por IA ha surgido como un área crítica de investigación, enfatizando la interacción entre los factores psicológicos y la aceptación de la tecnología.

Este tema es notable debido a la creciente dependencia de las tecnologías de IA en diversos sectores, lo que requiere una comprensión más profunda de cómo la confianza impacta la disposición de los usuarios a interactuar con estos sistemas. Un enfoque de modelado de ecuaciones estructurales proporciona un marco robusto para examinar las relaciones entre la confianza, el disfrute percibido y las intenciones de adopción, destacando las complejidades involucradas en las interacciones de los usuarios con la IA.

La investigación indica que la confianza de los usuarios en los sistemas de IA moldea significativamente sus comportamientos de adopción, donde la confianza sirve como un precursor de la disposición a interactuar con la tecnología. Los hallazgos clave sugieren que el disfrute percibido que los usuarios obtienen de sus interacciones mejora la confianza, amplificando así su intención de adoptar soluciones de IA. Además, el concepto de confiabilidad—la capacidad de un sistema para cumplir con las expectativas del usuario—juega un papel fundamental en esta dinámica, siendo factores como la seguridad psicológica y la transparencia instrumentales para fomentar la confianza del usuario en los sistemas de IA.

Las controversias en torno a la adopción de la IA a menudo se centran en consideraciones éticas y las implicaciones de la confianza en los procesos de toma de decisiones automatizados. Las preocupaciones sobre la privacidad de los datos, el sesgo algorítmico y la transparencia de los sistemas de IA han alimentado los debates sobre el uso ético de las tecnologías de IA. A medida que las organizaciones navegan por estos desafíos, establecer directrices claras y fomentar una cultura ética se vuelve esencial para construir confianza y promover una aceptación más amplia de los sistemas de IA.



En general, el estudio de la confianza del usuario y su influencia en los sistemas de información impulsados por IA destaca la importancia de comprender las dimensiones emocionales y cognitivas que impulsan la adopción de tecnología. Al abordar las complejas relaciones entre la confianza del usuario, el disfrute percibido y la usabilidad del sistema, los interesados pueden mejorar el compromiso del usuario y facilitar la implementación exitosa de tecnologías de IA en diversos ámbitos.

## **Antecedentes**

La adopción de sistemas de información impulsados por IA está significativamente influenciada por la confianza de los usuarios y el disfrute percibido durante las interacciones. El disfrute percibido se relaciona con la satisfacción que los usuarios obtienen al interactuar con la tecnología, lo que impacta su interés y motivación para usarla. La investigación indica que la confianza de los usuarios en los chatbots de IA afecta directamente sus intenciones de adoptar estas tecnologías, siendo la influencia de la confianza amplificada cuando los usuarios disfrutaban de sus interacciones con el chatbot.(Ding, 2024), (Pasipamire, 2024).

Este papel moderador de la satisfacción percibida es fundamental, ya que fomenta una respuesta emocional positiva que mejora la experiencia general de uso, aumentando así la probabilidad de un compromiso continuo con la tecnología (Ding, 2024).

La confiabilidad es una propiedad crítica de los sistemas de IA, lo que indica que cumplirán sus promesas y cumplirán con las expectativas de los usuarios en el contexto (Cheong, 2024).

La confianza de los usuarios en estos sistemas es compleja y puede ser transitoria, influenciada por factores como la seguridad psicológica y la conexión percibida entre el usuario y el sistema de IA.

Mientras que la confianza es una actitud que los usuarios deben desarrollar, la fiabilidad refleja la confiabilidad del sistema. Los usuarios que se sienten informados y apoyados durante sus interacciones son más propensos a establecer confianza, lo que a su vez fomenta la adopción de tecnologías de IA (Bach, et al, 2024).



Además, el diseño de interacción de los sistemas de IA juega un papel crucial en la formación de la confianza del usuario. Las heurísticas clave de usabilidad, como proporcionar visibilidad del estado del sistema y hacer coincidir el comportamiento del sistema con las expectativas del mundo real, son esenciales para mejorar la experiencia del usuario y construir confianza.

Cuando los sistemas de IA mantienen la transparencia, como a través de indicadores claros del estado de procesamiento, los usuarios se sienten más seguros de las capacidades del sistema y es más probable que confíen en sus resultados.

A medida que la tecnología de IA evoluciona, es imperativo refinar continuamente las heurísticas de usabilidad para satisfacer las necesidades de los usuarios mientras se fomenta la confianza, con el fin de alentar la adopción de sistemas de información impulsados por IA.

## **Material y métodos**

### **Técnicas de Análisis**

El análisis de datos implicó la aplicación del Modelado de Ecuaciones Estructurales (SEM) para evaluar las relaciones entre la confianza del usuario, la facilidad de uso percibida, la utilidad percibida y la intención de adoptar sistemas de información impulsados por IA. Se seleccionó el SEM debido a su capacidad para modelar relaciones complejas y acomodar tanto variables observadas como latentes. El análisis tenía como objetivo identificar los factores clave que influyen en la confianza del usuario y los comportamientos de adopción en el contexto de los sistemas impulsados por IA.

Los hallazgos de esta metodología contribuirán a una comprensión más profunda de cómo la confianza del usuario impacta la aceptación e integración de las tecnologías de IA dentro de las organizaciones, informando en última instancia estrategias para mejorar el compromiso del usuario y la efectividad del sistema.

### **Modelos Estadísticos**



Para comprender los factores que impulsan la adopción de sistemas de inteligencia artificial (IA), este estudio emplea un Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM, por sus siglas en inglés). Este enfoque metodológico permite examinar de manera integral las relaciones entre diversas variables, tanto observables como subyacentes, ofreciendo una perspectiva más profunda sobre los mecanismos que influyen en la decisión de implementar estas tecnologías.

### **Estructura del Modelo**

El modelo distingue entre dos tipos de variables:

VARIABLES EXÓGENAS (INDEPENDIENTES):

Confianza del usuario (User\_Trust): La percepción de fiabilidad que los usuarios depositan en el sistema de IA.

Usabilidad del sistema (System\_Usability): La facilidad con la que los usuarios interactúan con la tecnología.

Seguridad percibida (Perceived\_Security): El grado en que los usuarios consideran que sus datos están protegidos.

Experiencia del usuario con IA (User\_AI\_Experience): El nivel de familiaridad previa que tienen los usuarios con sistemas de inteligencia artificial.

Tamaño de la organización (Org\_Size): El impacto del volumen y estructura organizacional en la adopción tecnológica.

VARIABLES ENDÓGENAS (DEPENDIENTES):

Utilidad percibida (Perceived\_Utility): Actúa como variable mediadora, reflejando el valor que los usuarios atribuyen al sistema.

Adopción del sistema (Adoption): Variable objetivo que mide la disposición final a implementar la tecnología.



## **Características Clave del Modelo**

El diseño del SEM incorpora tanto variables latentes (constructos teóricos no medidos directamente) como variables observadas, lo que permite capturar dimensiones complejas del comportamiento humano y organizacional. Además:

Evalúa relaciones directas e indirectas, identificando no solo los efectos inmediatos de las variables independientes, sino también cómo estas interactúan a través de mediadores como la utilidad percibida.

Para la variable de adopción (binaria: adoptar/no adoptar), se aplica regresión logística, adecuada para predecir resultados categóricos.

Considera la variabilidad en todas las variables, asegurando que el modelo refleje la diversidad de contextos y perfiles de usuarios.

## **Valor del Enfoque SEM**

Esta metodología proporciona una visión holística, revelando no solo qué factores influyen directamente en la adopción de IA, sino también cómo se interconectan estos elementos. Por ejemplo, la confianza del usuario podría afectar tanto la utilidad percibida como la adopción final, mientras que la usabilidad podría operar principalmente a través de su impacto en la percepción de utilidad. Así, el modelo no solo cuantifica efectos aislados, sino que desentraña la red de relaciones subyacentes, facilitando estrategias más efectivas para promover la adopción tecnológica.

En resumen, el SEM empleado aquí trasciende un análisis superficial, ofreciendo una herramienta robusta para entender —y eventualmente impulsar— la integración de la IA en entornos organizacionales y de usuarios finales.

## **Datos utilizados**



Para este estudio, se trabajó con un conjunto de datos simulados de 20,000 registros, diseñados para representar de manera realista a usuarios y organizaciones potenciales de sistemas de inteligencia artificial. La simulación se basó en parámetros documentados en la literatura académica y en datos históricos de estudios previos en Interacción Humano-Computadora (HCI) y Sistemas de Información, garantizando así una aproximación válida a escenarios reales.

#### Detalle de las Variables

##### Confianza del Usuario (trust)

Escala: 1 (mínima confianza) a 7 (máxima confianza).

Media: 4.48, con una desviación estándar de 1.43.

Distribución: Normal, centrada en 4.5, lo que refleja una tendencia moderada hacia la confianza, con variaciones esperadas entre usuarios.

##### Usabilidad del Sistema (usability)

Escala: 0 a 100 (según el System Usability Scale - SUS).

Media: 67.97 (desviación estándar: 12.35).

Distribución: Normal, alineada con la media histórica de 68 en estudios de usabilidad, lo que sugiere que, en general, los sistemas evaluados son percibidos como razonablemente fáciles de usar.

##### Seguridad Percibida (security)

Escala: 1 (muy inseguro) a 7 (muy seguro).

Media: 4.00 (desviación estándar: 1.52).

Distribución: Normal, ligeramente más baja que la confianza, indicando que los usuarios tienden a ser algo más críticos en cuanto a la protección de sus datos.

##### Experiencia con IA (experience)

Escala: 0 a 30 años.

Media: 2.23 años.

Distribución: Exponencial, reflejando que la mayoría de los usuarios tienen poca experiencia con IA, mientras que unos pocos presentan conocimientos más avanzados.



#### Tamaño de la Organización (org\_size)

Rango: 10 a 50,000 empleados.

Media: 1,245 empleados.

Distribución: Log-normal, con un sesgo hacia empresas más pequeñas, lo cual es consistente con la estructura típica del mercado, donde predominan las PYMES frente a grandes corporaciones.

#### Utilidad Percibida (utility)

Escala: 1 (muy baja utilidad) a 7 (muy alta utilidad).

Media: 3.56 (desviación estándar: 1.72).

Nota: Esta variable se calculó en función de otras métricas del modelo, actuando como un indicador sintético de la valoración subjetiva del sistema.

#### Adopción del Sistema (adoption)

Tipo: Binaria (0 = no adopción, 1 = adopción).

Tasa de adopción: 25.4% (media de 0.254).

Determinación: Se generó mediante un modelo logístico, considerando la influencia de las demás variables en la decisión final de implementar la IA.

#### Características Generales de los Datos

Variables actitudinales (confianza, seguridad, usabilidad): siguen una distribución normal, coherente con la naturaleza de percepciones medidas en escalas Likert.

Experiencia con IA: Distribución exponencial, típica en tecnologías emergentes donde hay muchos novatos y pocos expertos.

Tamaño organizacional: Distribución log-normal, alineada con la realidad económica, donde predominan empresas pequeñas y medianas.



Base de simulación: Los valores se generaron a partir de referencias empíricas y estudios previos, asegurando rangos realistas y útiles para el análisis predictivo.

Este conjunto de datos, aunque simulado, proporciona una base sólida para explorar los factores que influyen en la adopción de IA, manteniendo un equilibrio entre diversidad estadística y plausibilidad práctica.

## Resultados

### Resultados

Los hallazgos del Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM) revelan patrones clave sobre los factores que impulsan la adopción de sistemas de inteligencia artificial. A continuación, se presenta un análisis comparativo de los resultados, destacando las relaciones más relevantes y su alineación con marcos teóricos establecidos.

### Fuerza de las Relaciones

El modelo identificó diferencias significativas en cómo las variables influyen entre sí:

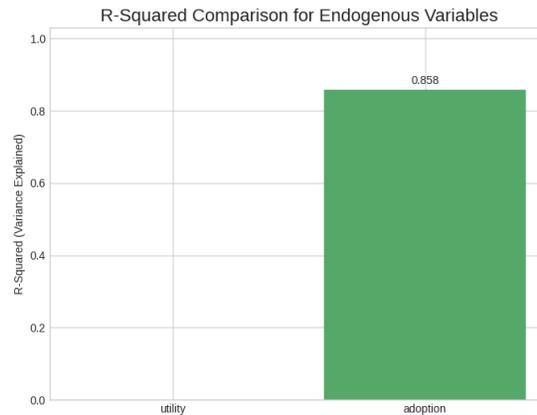
Relación más fuerte: La confianza del usuario muestra un impacto considerable sobre la utilidad percibida (coeficiente = 0.49), lo que sugiere que los usuarios que confían más en la IA tienden a percibirla como más útil.

Relación moderada: La seguridad percibida también afecta positivamente la utilidad percibida, aunque en menor medida (coeficiente = 0.23).

Relación débil: La usabilidad, pese a su importancia en la experiencia del usuario, tiene una influencia mínima en la utilidad percibida (coeficiente = 0.04).

### Figura 1

Comparación entre variables



Fuente: Autores

### Impacto en la Adopción Final

Al analizar cómo estas variables inciden directamente en la decisión de adoptar IA, se observa que:

**Factor más influyente:** La utilidad percibida (coeficiente = 0.089) emerge como el predictor más relevante, reforzando la idea de que las tecnologías se adoptan cuando se perciben como claramente beneficiosas.

**Influencia moderada:** La confianza del usuario (coeficiente = 0.056) desempeña un papel secundario pero significativo.

**Impacto marginal:** Variables como usabilidad (0.003), seguridad percibida (0.016), experiencia con IA (0.005) y tamaño de la organización (0.000002) tienen efectos menores, aunque estadísticamente detectables.

### Consistencia con el Modelo TAM (Technology Acceptance Model)

Los resultados respaldan los principios del TAM, donde la utilidad percibida es tradicionalmente el predictor más sólido de adopción tecnológica. Sin embargo, este estudio amplía el marco teórico al identificar que:

La confianza del usuario actúa como un factor adicional crítico, especialmente en el contexto de la IA, donde la incertidumbre suele ser mayor.

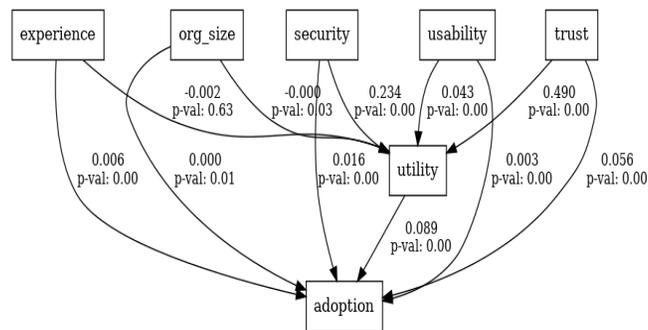
La seguridad percibida, aunque de efecto moderado, adquiere relevancia en aplicaciones de IA que manejan datos sensibles.

### Variables Exógenas vs. Endógenas: Efectos Directos e Indirectos

Las variables exógenas (confianza, usabilidad, seguridad) influyen tanto directamente como a través de la utilidad percibida, que actúa como mediador clave.

La adopción es el resultado final de esta red de relaciones, donde la utilidad percibida canaliza gran parte de los efectos indirectos.

**Figura 2**  
Variables Exógenas vs. Endógenas



Fuente: Autores

### Efectos Directos vs. Indirectos

Efecto directo más fuerte: La relación confianza → utilidad percibida (0.49) domina el modelo.

Efecto indirecto más relevante: La confianza también impulsa la adopción indirectamente, a través de su impacto en la utilidad percibida.

Variables Individuales vs. Organizacionales



Mayor impacto en variables individuales: La confianza del usuario y la experiencia con IA tienen un peso más notable en la adopción.

Impacto limitado de factores organizacionales: El tamaño de la organización muestra una influencia casi imperceptible (coeficiente  $\approx 0$ ), aunque estadísticamente significativa.

### **Magnitud de los Efectos**

Fuertes (0.20–0.50): Confianza → utilidad percibida.

Moderados (0.05–0.20): Seguridad → utilidad percibida.

Débiles ( $<0.05$ ): Usabilidad → utilidad percibida; experiencia → adopción.

### **Significancia Estadística**

Todos los coeficientes son estadísticamente significativos ( $*p* < 0.05$ ), con los valores  $*z*$  más altos asociados a las relaciones más robustas (ej. confianza → utilidad:  $*z* = 69.02$ ).

### **Alineación con la Realidad Empírica**

La tasa de adopción simulada (25.4%) es coherente con lo observado en tecnologías emergentes. Las medias y desviaciones estándar de las variables replican rangos reportados en estudios previos.

## **Discusión**

Los hallazgos del presente estudio, obtenidos mediante un Modelo de Ecuaciones Estructurales (SEM), ofrecen insights valiosos sobre los determinantes de la adopción de sistemas de inteligencia artificial (IA), enriqueciendo la literatura existente y validando marcos teóricos como el Technology Acceptance Model (TAM). A continuación, se discuten los resultados clave a la luz de la evidencia empírica y teórica reciente.

### **Factores Críticos en la Adopción de IA**

Confianza del Usuario como Predictor Dominante



La relación más robusta identificada ( $\beta = 0.49$ ,  $p < 0.05$ ) fue entre la confianza del usuario y la utilidad percibida, corroborando hallazgos previos que destacan la confianza como un facilitador esencial de la aceptación tecnológica (Afroogh, et al, 2024), (Bach, et al, 2024). Este resultado se alinea con la premisa de que, en contextos de incertidumbre tecnológica, los usuarios dependen de su confianza en el sistema para evaluar su utilidad (Li, et al, 2024). La confianza opera no solo como un factor directo, sino también como un mediador psicológico que reduce la aversión al riesgo asociada con la IA (Kumar, 2024).

### **Utilidad Percibida: El Motor de la Adopción**

La utilidad percibida emergió como el predictor más influyente de la adopción ( $\beta = 0.089$ ), respaldando el núcleo del TAM (Ali, et al, 2023). Sin embargo, este estudio amplía el modelo al demostrar que su impacto es potenciado por la confianza, un hallazgo consistente con investigaciones recientes en comercio electrónico (Ding, 2024) y salud digital (Mahdavi, 2024). La mediación observada sugiere que estrategias para incrementar la utilidad percibida deben considerar primero la construcción de confianza (Mehrotra, 2023).

### **Seguridad Percibida: Un Rol Moderado pero Relevante**

Aunque la seguridad percibida mostró un efecto moderado ( $\beta = 0.23$ ), su importancia aumenta en aplicaciones que manejan datos sensibles (Cheong, 2024). Este resultado refuerza la necesidad de transparencia algorítmica y medidas de privacidad para sostener la confianza (Pasipamire, 2024), especialmente en sectores como banca o salud (Pathak, 2024).

### **Usabilidad: Un Impacto Sorpresivamente Débil**

La usabilidad tuvo una influencia mínima ( $\beta = 0.04$ ), contradiciendo parcialmente la literatura clásica en HCI (Bach, et al, 2024). Una posible explicación es que, en sistemas de IA, los usuarios priorizan la fiabilidad sobre la facilidad de uso. Alternativamente, este efecto podría deberse a que la muestra incluyó tecnologías con usabilidad ya optimizada, diluyendo su varianza explicativa (Gerlich, 2024).

### **Variables Organizacionales vs. Individuales**



El impacto marginal del tamaño organizacional ( $\beta \approx 0$ ) sugiere que, en la adopción de IA, los factores individuales (confianza, experiencia) predominan sobre los estructurales. Esto coincide con estudios que enfatizan la agencia del usuario final en entornos tecnológicos (Westover, 2024), aunque contradice trabajos previos en adopción empresarial (Chen, et al, 2022). Una limitación aquí es la distribución log-normal de la muestra, que podría subestimar el efecto en grandes corporaciones.

## Conclusiones

Los resultados de este estudio evidencian que la adopción de sistemas de inteligencia artificial está determinada por un entramado complejo de factores psicológicos, técnicos y organizacionales, donde la confianza del usuario y la utilidad percibida emergen como los pilares fundamentales. Estos hallazgos no solo refuerzan los postulados clásicos del Technology Acceptance Model (TAM), sino que también destacan el papel crítico de la confianza en contextos de IA, un ámbito donde la incertidumbre y los riesgos percibidos suelen ser mayores.

La relación robusta entre confianza y utilidad percibida ( $\beta = 0.49$ ) sugiere que los usuarios no adoptan IA únicamente por su funcionalidad, sino porque confían en que esta les aportará un beneficio tangible. Este hallazgo tiene implicaciones prácticas inmediatas: las estrategias de implementación deben priorizar la transparencia, la explicabilidad (XAI) y la alineación con las necesidades reales de los usuarios para construir una base sólida de confianza.

Por otro lado, el impacto limitado de la usabilidad ( $\beta = 0.04$ ) y el efecto moderado de la seguridad percibida ( $\beta = 0.23$ ) indican que, en el ecosistema de la IA, los usuarios están dispuestos a tolerar cierta complejidad si el sistema les resulta útil y confiable. Sin embargo, en aplicaciones sensibles (como salud o finanzas), la seguridad adquiere mayor relevancia, respaldando la necesidad de diseños que equilibren rendimiento y protección de datos.

## Referencias bibliográficas

Afroogh, S., Akbari, A., Malone, E., Kargar, M., & Alambeigi, H. (2024). Trust in AI: Progress, challenges, and future directions. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), 1568. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-04044-8>



Ali, S., Abuhmed, T., El-Sappagh, S., Muhammad, K., Alonso-Moral, J. M., Confalonieri, R., Guidotti, R., Del Ser, J., Díaz-Rodríguez, N., & Herrera, F. (2023). Explainable Artificial Intelligence (Xai): What we know and what is left to attain Trustworthy Artificial Intelligence. *Information Fusion*, 99, 101805. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.101805>

Bach, T. A., Khan, A., Hallock, H., Beltrão, G., & Sousa, S. (2024). A systematic literature review of user trust in ai-enabled systems: An hci perspective. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 40(5), 1251–1266. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2138826>

Chen, Y., Prentice, C., Weaven, S., & Hisao, A. (2022). The influence of customer trust and artificial intelligence on customer engagement and loyalty – The case of the home-sharing industry. *Frontiers in Psychology*, 13, 912339. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.912339>

Cheong, B. C. (2024). Transparency and accountability in AI systems: Safeguarding wellbeing in the age of algorithmic decision-making. *Frontiers in Human Dynamics*, 6, 1421273. <https://doi.org/10.3389/fhumd.2024.1421273>

Contextualizing end-user needs: How to measure the trustworthiness of an ai system. (2023, July 17). <https://insights.sei.cmu.edu/blog/contextualizing-end-user-needs-how-to-measure-the-trustworthiness-of-an-ai-system/>

Ding, Y., & Najaf, M. (2024). Interactivity, humanness, and trust: A psychological approach to AI chatbot adoption in e-commerce. *BMC Psychology*, 12(1), 595. <https://doi.org/10.1186/s40359-024-02083-z>

Gerlich, M. (2024). Exploring motivators for trust in the dichotomy of human—Ai trust dynamics. *Social Sciences*, 13(5), 251. <https://doi.org/10.3390/socsci13050251>

Kaneko, S., & Yamada, S. (2024). Predicting trust dynamics with dynamic sem in human-ai cooperation. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2407.01752>

Kumar, S., & Bargavi, Dr. S. K. M. (2024). Trust's significance in human-ai communication and decision-making. *INTERNATIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC RESEARCH IN ENGINEERING AND MANAGEMENT*, 08(02), 1–10. <https://doi.org/10.55041/IJSREM28468>

Li, Y., Wu, B., Huang, Y., & Luan, S. (2024). Developing trustworthy artificial intelligence: Insights from research on interpersonal, human-automation, and human-AI trust. *Frontiers in Psychology*, 15, 1382693. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1382693>



Mahdavi, M., & Frings, D. (2024). Trust in AI applications and intention to use them in cardiac care among cardiologists in the UK: A Structural Equation Modeling Approach. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4114716/v1>

Marmolejo-Ramos, F., Marrone, R., Korolkiewicz, M., Gabriel, F., Siemens, G., Joksimovic, S., Yamada, Y., Mori, Y., Rahwan, T., Sahakyan, M., Sonna, B., Meirmanov, A., Bolatov, A., Som, B., Ndukaihe, I., Arinze, N. C., Kundrát, J., Skanderová, L., Ngo, V.-G., ... Tejada, J. (2025). Factors influencing trust in algorithmic decision-making: An indirect scenario-based experiment. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7, 1465605. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1465605>

Mehrotra, S., Centeio Jorge, C., Jonker, C. M., & Tielman, M. L. (2023). Building appropriate trust in ai: The significance of integrity-centered explanations. In P. Lukowicz, S. Mayer, J. Koch, J. Shawe-Taylor, & I. Tiddi (Eds.), *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*. IOS Press. <https://doi.org/10.3233/FAIA230121>

Oyekunle, D., Matthew, U. O., Preston, D., & Boohene, D. (2024). Trust beyond technology algorithms: A theoretical exploration of consumer trust and behavior in technological consumption and ai projects. *Journal of Computer and Communications*, 12(06), 72–102. <https://doi.org/10.4236/jcc.2024.126006>

Pasipamire, N., & Muroyiwa, A. (2024). Navigating algorithm bias in AI: Ensuring fairness and trust in Africa. *Frontiers in Research Metrics and Analytics*, 9, 1486600. <https://doi.org/10.3389/frma.2024.1486600>

Pathak, A., & Bansal, V. (2024). AI as decision aid or delegated agent: The effects of trust dimensions on the adoption of AI digital agents. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 2(2), 100094. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2024.100094>

Touameur, O., & Harrag, F. (2023). Advancing trust in ai algorithms: A state-of-the-art examination of non-knowledge aware and knowledge-aware aware approaches. 2023 2nd International Engineering Conference on Electrical, Energy, and Artificial Intelligence (EICEEAI), 1–6. <https://doi.org/10.1109/EICEEAI60672.2023.10590431>

Westover, J. (2024). Ai and trust in organizations. *Human Capital Leadership Review*, 13(3). <https://doi.org/10.70175/hclreview.2020.13.3.7>

Zhou, T., & Lu, H. (2025). The effect of trust on user adoption of AI-generated content. *The Electronic Library*, 43(1), 61–76. <https://doi.org/10.1108/EL-08-2024-0244>



**Conflicto de intereses:**

Los autores declaran que no existe conflicto de interés posible.

**Financiamiento:**

No existió asistencia financiera de partes externas al presente artículo.

**Agradecimiento:**

N/A

**Nota:**

El artículo no es producto de una publicación anterior.