

## ***La inteligencia artificial y su impacto en la prevención de riesgos laborales***

*Artificial intelligence and its impact on occupational risk prevention*

<https://doi.org/10.5281/zenodo.17274206>

### **AUTORES:**

Valeria Cecibel Santillan Rosero<sup>1\*</sup>

Alisson Gabriela Araujo Orna<sup>2</sup>

Richard Andrés Cabrera Armijos<sup>3</sup>

**DIRECCIÓN PARA CORRESPONDENCIA:** [valeria.cecibel95@gmail.com](mailto:valeria.cecibel95@gmail.com)

**Fecha de recepción:** 04 / 06 / 2025

**Fecha de aceptación:** 07 / 09 / 2025

### **RESUMEN**

La transformación digital ha redefinido la gestión de la Seguridad y Salud en el Trabajo (SST), situando a la inteligencia artificial (IA) como herramienta clave en la prevención de riesgos laborales. El propósito de este estudio fue analizar cómo la IA puede contribuir a la reducción de accidentes del sector de la construcción, identificando tanto beneficios como limitaciones en su implementación. Se empleó un enfoque cualitativo y descriptivo, sustentado en revisión documental de literatura científica y normativa, complementada con entrevistas semiestructuradas a expertos con experiencia en SST y tecnologías emergentes. Se aplicaron encuestas y los datos fueron depurados en Excel y procesados mediante PLS-SEM en SmartPLS 4 permitiendo modelar las relaciones entre barreras de implementación, percepción de la IA y perfil profesional. Los hallazgos revelan que la adopción de la IA

---

<sup>1\*</sup> Universidad Iberoamericana del Ecuador, Ecuador, [valeria.cecibel95@gmail.com](mailto:valeria.cecibel95@gmail.com) Orcid: <https://orcid.org/0009-0001-0774-2459>

<sup>2</sup> Universidad Iberoamericana del Ecuador, Ecuador [alissongao964@gmail.com](mailto:alissongao964@gmail.com) Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-8466-6250>

<sup>3</sup> Universidad Iberoamericana del Ecuador, Ecuador [rcabrera@unibe.edu.ec](mailto:rcabrera@unibe.edu.ec) Orcid: <https://orcid.org/0000-0001-9480-885X>

depende principalmente de la utilidad percibida y la confianza en decisiones automatizadas, mientras que el perfil profesional ejerce un rol marginal. El modelo mostró baja capacidad explicativa, pero sin problemas de multicolinealidad, confirmando la consistencia estadística. Se concluye que la implementación exitosa de la IA exige fortalecer la confianza de los trabajadores, garantizar integración normativa, diseñar estrategias de capacitación adaptadas al contexto, asegurando un entorno laboral seguro y sostenible.

**Palabras clave:** *Inteligencia artificial, seguridad laboral, riesgos laborales, prevención, construcción.*

## ABSTRACT

Digital transformation has redefined Occupational Health and Safety (OHS) management, positioning artificial intelligence (AI) as a key tool in risk prevention. The purpose of this study was to analyze how AI can contribute to reducing accidents in the construction sector, identifying both benefits and limitations of its implementation. A qualitative and descriptive approach was employed, based on a documentary review of scientific and regulatory literature, complemented by semi-structured interviews with experts in OHS and emerging technologies. In addition, surveys were conducted, and the data were cleaned in Excel and processed through PLS-SEM using SmartPLS 4, which enabled the modeling of relationships among implementation barriers, AI perception, and professional profile. The findings reveal that AI adoption depends primarily on perceived usefulness and trust in automated decisions, while the professional profile plays only a marginal role. Although the model showed low explanatory power, no multicollinearity problems were detected, confirming its statistical consistency. It is concluded that the successful implementation of AI requires strengthening workers' trust, ensuring regulatory integration, and designing training strategies adapted to the context, thereby fostering a safer and more sustainable work sustainable.

**Keywords:** *Artificial intelligence, occupational safety, occupational risks, prevention, construction.*

## **INTRODUCCIÓN**

Debido a los peligros asociados al trabajo en obras de construcción, la seguridad y salud ocupacional son un aspecto vital de la gestión del trabajo (Pishgar et al., 2021). Según Vallejo Noguera et al. (2022), la industria de la construcción es una de las principales causas de accidentes y muertes laborales en todo el mundo (Moreira-Travez & Pachano-Zurita, 2024). Los principales riesgos en este sector incluyen accidentes donde generalmente son caídas de los obreros o participantes de la misma, de igual forma colisiones con maquinaria pesada como exposición a sustancias tóxicas y accidentes durante el transporte y la manipulación (Pertuz Meza et al., 2022). La seguridad y el bienestar de los empleados generan preocupación constante en este sector (Oviedo Quiñónez et al., 2018). Leka et al. (2010) menciona que los sistemas de gestión de seguridad y salud ocupacional como OHSAS 18001 e ISO 45001 desempeñan un papel crucial en el medio. Estas normas están diseñadas para ayudar a las empresas en la identificación como el control y además de mitigar los riesgos en el lugar de trabajo, fomentando así una cultura de seguridad preventiva (Soto Chacón, 2025). ISO 45001 reemplaza a OHSAS 18001 como la norma internacional más reconocida para la gestión de la seguridad y salud ocupacional proporcionando un marco para crear un entorno de trabajo seguro y saludable (Mishiba, 2024). Domingo Betes, (2024) menciona que la implementación de estas normas generalmente no siempre conlleva a un impacto positivo en la reducción efectiva de los riesgos como accidentes presentes en el medio, generalmente en sectores complejos como de alto riesgo como la construcción (Bolívar & Hinojoza-Montañez, 2023). Las nuevas tecnologías, incluida la inteligencia artificial (IA), ofrecen nuevas oportunidades que pueden complementar y mejorar los sistemas de gestión tradicionales (Jarota, 2023). Mediante técnicas como el aprendizaje automático, el análisis predictivo y la monitorización informática, la IA tiene el potencial de revolucionar la gestión de riesgos laborales, permitiendo predicciones más precisas y mejores medidas de prevención de accidentes (Battal, 2025).

## **METODOLOGÍA**

El presente estudio se desarrolló bajo un enfoque cualitativo, con un diseño descriptivo, orientado a analizar el impacto de la inteligencia artificial en la prevención de riesgos laborales, con énfasis particular en su aplicación en el sector de la construcción. Este enfoque fue seleccionado debido a su capacidad para explorar en profundidad las experiencias, percepciones y prácticas profesionales de los expertos, permitiendo comprender las dinámicas de implementación y los desafíos asociados con la incorporación de tecnologías emergentes en la gestión de riesgos laborales.

### **Técnicas de Recolección de Información**

Para la recolección de datos, se emplearon dos técnicas principales: la revisión documental y las entrevistas a expertos.

#### **2.1.Revisión Documental**

Se realizó una exhaustiva revisión de publicaciones científicas indexadas en bases de datos internacionales como Scopus, Web of Science y PubMed, así como documentos técnicos de organismos internacionales tales como la Organización Internacional del Trabajo (OIT 2023), la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL 2022 y REDSAT 2021). También se revisaron normas aplicables, como la ISO 45001, que establece los requisitos para un sistema de gestión de seguridad y salud en el trabajo. Esta revisión permitió identificar las tendencias emergentes en el uso de tecnologías avanzadas, particularmente la inteligencia artificial, y proporcionó una base sólida para comprender el marco normativo y las mejores prácticas en la prevención de riesgos laborales.

#### **2.2.Entrevistas a Expertos**

Se realizaron entrevistas semiestructuradas a cinco expertos seleccionados mediante un muestreo intencional. Los criterios de selección incluyeron:

- Experiencia mínima de cinco años en el área de seguridad y salud ocupacional (SST) o en la implementación de tecnologías emergentes en la prevención de riesgos laborales.

- Participación activa en proyectos relacionados con la integración de inteligencia artificial o tecnologías digitales en procesos de gestión de riesgos, especialmente en el sector de la construcción.
- Relación con instituciones públicas, privadas o académicas relevantes para la SST o el uso de IA en el sector de la construcción.

Los expertos entrevistados tenían perfiles diversos, incluyendo profesionales en seguridad laboral, investigadores en tecnologías emergentes aplicadas a SST, y consultores en la implementación de tecnologías de monitoreo inteligente. Este enfoque permitió obtener una perspectiva multidisciplinaria sobre el impacto de la IA en la prevención de riesgos laborales.

La guía semiestructurada utilizada en las entrevistas fue validada por dos expertos en investigación cualitativa y en el área de seguridad y salud ocupacional. La validación se centró en la claridad, pertinencia y adecuación de las preguntas al contexto de la investigación, asegurando que la guía permitiera explorar de manera adecuada los temas relevantes para la investigación.

Las entrevistas se realizaron de manera digital y se continuaron hasta alcanzar el criterio de saturación teórica, que se definió como el punto en el cual no emergían nuevas categorías ni temas relevantes de las respuestas de los participantes. Este enfoque permitió asegurar que los datos recolectados fueran representativos de las experiencias y perspectivas de los expertos.

#### Operacionalización de Categorías

La información obtenida a partir de las entrevistas fue organizada y analizada mediante un proceso de codificación temática, que permitió identificar las categorías clave que surgieron del análisis. Las principales categorías fueron:

- Beneficios de la IA en SST:

Esta categoría incluyó todas las respuestas relacionadas con las ventajas percibidas en el uso de la inteligencia artificial para la prevención de riesgos laborales. Las subcategorías incluyeron mejoras en la eficiencia, la predicción de riesgos y la reducción de accidentes. La operacionalización de esta categoría consistió en identificar las menciones específicas de los expertos que destacaban las ventajas de la IA, tales como la automatización de

reportes de incidentes o la capacidad de detectar patrones de comportamiento peligrosos en tiempo real.

- Limitaciones y Desafíos:

En esta categoría se agruparon las respuestas que mencionaban las limitaciones y obstáculos relacionados con la implementación de la IA en la SST. Las subcategorías incluyeron cuestiones técnicas, como la interoperabilidad entre las tecnologías emergentes y los sistemas de gestión existentes (ISO 45001 y ERP de SST), así como resistencia cultural en las organizaciones y preocupaciones éticas. La operacionalización consistió en codificar las respuestas que hacían referencia a los desafíos, como los costos elevados, las barreras tecnológicas y los problemas derivados de la resistencia al cambio dentro de las empresas.

- Aplicaciones Concretas de la IA:

Esta categoría se centró en las aplicaciones específicas de la IA y otras tecnologías emergentes en entornos laborales. Las subcategorías incluyeron el uso de sensores IoT para el monitoreo en tiempo real, el análisis predictivo para la identificación de riesgos y la automatización de procesos de reporte de incidentes. La operacionalización de esta categoría implicó identificar los ejemplos concretos proporcionados por los expertos sobre tecnologías ya implementadas en la construcción y otros sectores, y cómo estas herramientas han sido aplicadas para mejorar la seguridad.

- Recomendaciones para la Integración de IA en SST:

En esta categoría se agruparon las sugerencias de los expertos sobre cómo integrar eficazmente la IA en los sistemas de gestión de SST. Las subcategorías incluyeron capacitación y formación, la adecuación de protocolos de seguridad y las normativas éticas para el uso de IA. La operacionalización consistió en identificar todas las respuestas que proporcionaban estrategias sobre cómo superar barreras tecnológicas, así como las propuestas para asegurar una implementación responsable y ética de la IA.

### **2.3. Análisis de la Información**

El análisis de la información se llevó a cabo utilizando un enfoque temático-descriptivo, integrando tanto los datos obtenidos de la revisión documental como de las entrevistas. Este enfoque permitió identificar patrones y relaciones entre la implementación de la inteligencia artificial (IA) y su impacto en la gestión de riesgos laborales, con énfasis en los beneficios y limitaciones observadas en el sector de la construcción. La triangulación entre las fuentes de datos fortaleció la validez interna del estudio, garantizando que los resultados reflejaran de manera precisa las realidades y percepciones en torno al uso de la IA en la prevención de riesgos laborales en este sector.

Adicionalmente, una vez aplicadas las encuestas, la base de datos fue depurada en Microsoft Excel, eliminando inconsistencias y asegurando la homogeneidad de las respuestas. Posteriormente, la información fue procesada en el software SmartPLS 4, donde se ejecutó un análisis de Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). Este método estadístico resulta particularmente adecuado frente a otros enfoques, ya que permite trabajar con muestras relativamente pequeñas, no exige una distribución normal de los datos y posibilita el análisis simultáneo de variables latentes y sus relaciones estructurales, lo que lo convierte en una herramienta robusta para investigaciones exploratorias en contextos emergentes.

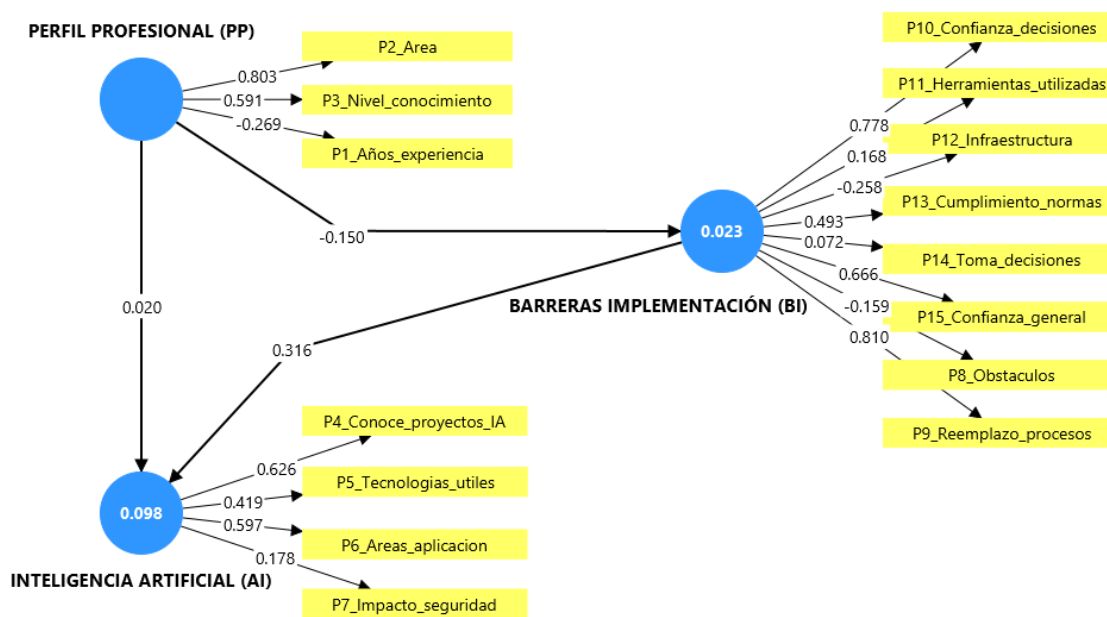
Con las variables definidas se construyó el diagrama SEM, a partir del cual se obtuvieron resultados clave como los coeficientes de ruta que indican la magnitud y dirección de las relaciones entre los constructos, los valores estandarizados de las variables latentes (Barreras de Implementación – BI, Inteligencia Artificial – AI y Perfil Profesional – PP), el  $R^2$  de las variables endógenas, las estadísticas de colinealidad (VIF) y la matriz de correlaciones entre indicadores. Estos análisis confirmaron la pertinencia del modelo aplicado, al demostrar que no existían problemas de multicolinealidad, que las relaciones entre las variables eran estadísticamente consistentes y que, aunque la capacidad explicativa fue moderada, los resultados reflejaron de manera fiable las percepciones de los participantes.

En conjunto, este procedimiento permitió validar estadísticamente el método empleado y reforzar la solidez de los hallazgos, asegurando que las conclusiones se basaran en un marco metodológico riguroso y en evidencia empírica sustentada.

## RESULTADOS

Figura 1

Diagrama SEM de las variables en la identificación del impacto de uso de IA en la prevención de riesgos laborales



El modelo SEM revela que la adopción de la inteligencia artificial en la prevención de riesgos laborales depende principalmente de la percepción de utilidad tecnológica y de la confianza en las decisiones automatizadas. Mientras que el perfil profesional apenas incide en las barreras de implementación, la percepción sobre la IA sí ejerce un efecto relevante ( $\beta = 0.316$ ), explicando un 9.8% de su varianza. Los indicadores más influyentes son la valoración de tecnologías útiles (0.626), el impacto en la seguridad (0.597) y la confianza general hacia la IA (0.810). Estos resultados evidencian que la clave no está en la experiencia acumulada, sino en la confianza y utilidad percibida, elementos críticos para superar las barreras de adopción.

Los resultados del modelo SEM (Figura 1) confirman que la adopción de la IA en la prevención de riesgos laborales se sustenta principalmente en la utilidad percibida y en la confianza en las decisiones automatizadas, mientras que el perfil profesional ejerce un rol marginal (Weglarz et al., 2025). Este hallazgo coincide con los postulados del Technology Acceptance Model (TAM) de Meng et al. (2025) donde la percepción de utilidad y la expectativa de desempeño explican mejor la intención de uso que las características sociodemográficas (Davenport & Ronanki, 2018). De hecho, investigaciones recientes en seguridad ocupacional como la de Rindone et al. (2026) refuerzan que la confianza en los sistemas inteligentes constituye un predictor central en la aceptación de tecnologías emergentes.

**Tabla 1**

Coefficientes de ruta de cada una de las variables.

	Coefficientes de ruta
<b>Barreras implementación (BI) → inteligencia artificial (AI)</b>	0,316
<b>Perfil profesional (PP) → barreras implementación (BI)</b>	-0,150
<b>Perfil profesional (PP) → inteligencia artificial (AI)</b>	0,020

Los coeficientes de ruta evidencian que las barreras de implementación (BI) ejercen un efecto positivo y moderado sobre la percepción de la inteligencia artificial (AI) ( $\beta = 0.316$ ), lo que indica que la forma en que se perciben los obstáculos y la confianza en la tecnología condicionan directamente la valoración de la IA en la gestión preventiva. En contraste, el perfil profesional (PP) presenta una influencia negativa y débil sobre las barreras ( $\beta = -0.150$ ) y prácticamente nula sobre la IA ( $\beta = 0.020$ ). Esto confirma que la adopción de la IA no depende tanto de la experiencia o formación profesional previa, sino de cómo se enfrentan y gestionan las barreras de implementación.

En la Tabla 1, los coeficientes de ruta muestran que las barreras de implementación (BI) condicionan moderadamente la percepción de la IA ( $\beta = 0.316$ ), en línea con estudios que han documentado la resistencia organizacional, la falta de infraestructura digital y la ambigüedad regulatoria como factores críticos en la introducción de nuevas tecnologías en

contextos de riesgo (Shu et al., 2025). Sin embargo, la débil relación del perfil profesional con BI y AI sugiere que la adopción no depende de la experiencia acumulada, sino de cómo los individuos interpretan la confiabilidad de la IA, un resultado que contrasta con investigaciones en sectores altamente especializados como minería o energía donde la experiencia profesional sí ha mostrado un peso mayor (Jetha et al., 2025).

**Tabla 2**

Valores estandarizados de las variables latentes (BI, AI y PP)

	<b>Barreras (BI)</b>	<b>implementación Inteligencia artificial (AI)</b>	<b>Perfil profesional (PP)</b>
0	-0,553	0,961	-0,248
1	1,307	1,563	-1,125
2	-0,356	-0,897	0,491
3	-0,808	0,896	0,718
4	1,589	-0,131	-0,564
5	-0,041	-0,440	1,369
6	-0,690	-0,176	0,179
7	-0,189	-0,743	0,830
8	-1,080	-0,248	-0,048
9	0,704	0,961	0,076
10	0,540	1,816	1,263
11	1,545	-0,131	-0,721
12	-0,936	-0,814	0,491
13	0,034	-0,073	-0,463
14	-0,561	1,095	0,830
15	0,143	-1,145	-0,048
16	0,230	0,787	0,052
17	-0,144	-1,223	0,314
18	1,416	-0,163	-0,463
19	-0,185	-0,677	-0,248
20	-0,379	1,153	-1,137
21	1,088	0,395	1,369
22	0,801	0,981	-1,260
23	-0,996	-0,950	-0,048
24	-0,908	-0,857	-1,125

25	0,208	0,404	-0,113
26	-0,732	-1,154	0,491
27	0,950	0,332	-0,382
28	-0,509	-0,162	-0,128
29	-1,034	-0,814	-0,128
30	0,751	-0,073	-0,801
31	-1,197	-1,206	2,629
32	0,383	-0,214	-0,721
33	1,695	0,787	-1,644
34	-1,284	-1,763	0,514
35	-1,289	-1,749	1,010
36	0,762	0,395	-0,090
37	-0,636	-0,874	-0,048
38	-0,712	0,023	-0,328
39	0,973	-0,814	0,718
40	0,650	2,022	-1,260
41	-0,622	0,332	0,491
42	-0,775	-1,358	-0,048
43	-0,969	-0,440	0,491
44	-0,236	-0,677	1,369
45	-0,961	1,050	1,930
46	-0,865	-2,007	-1,260
47	-0,302	-0,626	-1,160
48	-1,157	1,816	0,491
49	-1,664	0,787	0,514
50	-0,563	-0,832	0,491
51	-0,662	-1,340	-0,382
52	-0,156	-0,874	1,369
53	-0,794	0,395	0,222
54	-0,587	0,601	-0,721
55	-0,728	0,281	1,369
56	-0,015	2,022	0,156
57	-0,597	1,095	0,156
58	-1,016	0,352	0,750
59	-0,399	-1,248	-0,160
60	-0,851	0,023	0,514
61	-1,294	-1,154	1,369
62	-0,958	-1,938	0,385
63	-1,070	0,730	0,087

---

64	-0,261	-0,780	0,179
65	2,136	1,424	-1,699
66	-0,175	-1,543	-0,721
67	-0,700	0,319	0,491
68	1,424	-0,388	-0,484
69	-0,441	1,971	1,019
70	-0,563	1,153	-0,382
71	-0,181	0,764	1,391
72	-1,042	-0,022	1,369
73	-0,075	-1,615	-0,801
74	1,643	0,021	1,053
75	-0,618	0,370	-1,260
76	-0,618	0,370	-1,260
77	1,091	0,395	-0,048
78	0,737	-0,073	1,391
79	-0,948	1,301	0,491
80	-0,809	1,153	1,391
81	1,575	-0,228	0,830
82	-0,646	0,422	0,830
83	-0,537	0,693	0,156
84	-0,987	-0,874	3,086
85	-0,278	1,143	1,391
86	1,722	1,404	0,052
87	1,609	0,227	1,369
88	0,159	-0,939	0,830
89	1,868	0,693	-1,395
90	0,908	-0,131	2,200
91	-0,479	0,195	1,391
92	-0,587	0,021	0,491
93	-0,972	-1,206	-1,260
94	1,465	1,919	0,750
95	-0,527	-1,445	0,179
96	-0,314	-2,175	-1,260
97	2,090	0,638	-1,137
98	0,254	0,164	-1,260
99	1,809	-1,100	0,732
100	-0,845	-1,206	-2,068
101	-0,763	-1,145	-0,182
102	0,664	0,847	-1,260

---

---

103	-0,224	-0,626	0,514
104	0,844	0,395	1,807
105	0,572	0,796	-1,260
106	2,191	1,630	-1,125
107	-1,231	-0,440	-0,382
108	2,248	0,713	1,547
109	1,204	1,919	-0,463
110	-0,578	0,652	-0,721
111	-0,958	-0,814	0,812
112	-0,327	-1,248	-0,779
113	-0,915	-0,042	-1,107
114	-0,026	-1,017	-0,059
115	-0,113	1,424	-0,382
116	-0,915	1,527	0,179
117	-1,011	-0,440	-1,260
118	0,826	0,384	-0,699
119	-0,255	0,404	-1,260
120	-0,958	0,404	-1,260
121	-0,621	0,332	0,491
122	-0,722	0,661	0,179
123	1,434	-0,073	1,369
124	0,675	1,301	0,491
125	-0,722	-1,289	0,052
126	1,380	2,022	1,369
127	0,908	-0,668	-1,340
128	2,010	-0,032	-1,137
129	0,077	-0,523	-0,382
130	2,501	0,590	-0,248
131	-0,118	0,352	-0,157
132	-0,048	-0,042	1,369
133	0,203	0,787	-1,260
134	-0,564	-1,206	0,830
135	-0,481	-2,007	0,830
136	-0,532	-0,608	0,156
137	-0,733	1,373	-0,328
138	-0,810	-0,832	-0,463
139	2,264	1,353	1,369
140	0,648	0,693	0,491
141	-0,063	-1,154	-0,827

---

---

142	-0,406	0,813	0,626
143	-0,113	0,198	0,156
144	-1,010	0,515	-0,248
145	-0,498	0,267	-1,260
146	-0,437	0,081	0,179
147	0,943	1,630	-0,382
148	1,868	-0,771	0,626
149	-0,505	-0,023	-1,125
150	-0,247	1,888	-0,599
151	-0,935	-1,698	0,491
152	0,619	1,321	1,369
153	-0,772	0,521	0,491
154	-0,849	-2,007	0,222
155	2,723	-0,362	-1,799
156	-0,551	0,941	1,369
157	1,048	1,153	0,491
158	-0,185	-0,080	-1,340
159	-0,745	-1,001	-1,125
160	-0,529	0,021	1,369
161	2,304	0,081	-0,028
162	-0,363	0,689	-1,501
163	1,457	-0,874	-1,260
164	0,004	-1,615	-1,056
165	-1,229	-1,248	-0,463
166	0,063	-1,223	1,773
167	-1,104	-1,248	-1,340
168	2,462	1,559	-0,699
169	0,664	1,496	-0,891
170	-1,009	0,704	0,385
171	1,825	-0,420	0,385
172	0,208	-1,609	1,369
173	-0,327	-0,897	-1,231
174	-1,426	-0,440	0,491
175	-0,545	-0,368	-0,160
176	0,727	0,787	-1,699
177	1,284	0,404	0,076
178	0,819	-0,897	-1,340
179	1,114	1,167	-0,463
180	-2,011	0,111	-0,248

---

181	-1,139	-1,248	0,491
182	1,639	-0,440	-1,260
183	1,088	0,787	-0,699
184	-1,002	-1,145	3,622
185	1,374	0,395	-1,340
186	1,261	0,332	-1,137
187	-0,231	0,404	-0,382
188	-0,173	1,733	0,614
189	-0,740	-0,125	-0,463
190	-1,278	-1,258	0,179

Los resultados muestran una alta dispersión en las percepciones sobre la inteligencia artificial, las barreras de implementación y el perfil profesional. En BI, los valores van de -1.664 a 2.723, evidenciando posturas opuestas entre quienes perciben fuertes limitaciones y quienes casi no identifican obstáculos. En AI, las puntuaciones (-2.175 a 2.022) revelan tanto resistencia como entusiasmo frente a la utilidad de la tecnología. Finalmente, el PP presenta el rango más amplio (-2.068 a 3.622), lo que indica gran heterogeneidad en experiencia y formación profesional, factores que influyen directamente en la manera de relacionarse con la IA. Estos hallazgos confirman que la adopción tecnológica se configura más por percepciones y confianza que por un perfil homogéneo de los participantes.

Los valores estandarizados de las variables latentes (Tabla 2) evidencian una polarización en las percepciones, hallazgo coherente con la literatura sobre adopción tecnológica en sectores tradicionales de América Latina, donde conviven posturas de entusiasmo innovador y de resistencia cultural (Suárez Roldán et al., 2023). La baja capacidad explicativa del modelo (R- cuadrado de 0.023 para BI y 0.098 para AI, Tabla 3) también se alinea con investigaciones exploratorias en entornos emergentes, donde la complejidad organizacional y la ausencia de marcos regulatorios sólidos limitan la capacidad predictiva de los modelos estadísticos (Pettinger & Nelson, 2025).

**Tabla 3**

R-cuadrado de las variables endógenas.

	<b>R-cuadrado</b>	<b>R-cuadrado ajustado</b>
<b>Barreras implementación (BI)</b>	0,023	0,018
<b>Inteligencia artificial (AI)</b>	0,098	0,089

El modelo SEM muestra una capacidad explicativa baja, con un  $R^2$  de 0.023 para Barreras de Implementación (BI) y de 0.098 para Inteligencia Artificial (AI). Esto significa que las variables exógenas apenas explican el 2.3% y el 9.8% de la varianza respectivamente, lo que confirma que la adopción de IA en la prevención de riesgos laborales está influida por factores adicionales no incluidos en el modelo, como el contexto organizacional, regulatorio y cultural.

**Tabla 4**

Estadísticas de colinealidad (VIF)

	<b>VIF</b>
<b>P10_Confianza_decisiones</b>	1,583
<b>P11_Herramientas_utilizadas</b>	1,018
<b>P12_Infraestructura</b>	1,048
<b>P13_Cumplimiento_normas</b>	1,171
<b>P14_Toma_decisiones</b>	1,087
<b>P15_Confianza_general</b>	1,446
<b>P2_Area</b>	1,005
<b>P3_Nivel_conocimiento</b>	1,009
<b>P4_Conoce_proyectos_IA</b>	1,003
<b>P5_Tecnologias_utiles</b>	1,025
<b>P6_Areas_aplicacion</b>	1,009
<b>P7_Impacto_seguridad</b>	1,018

<b>P8_Obstaculos</b>	1,028
<b>P9_Reemplazo_procesos</b>	1,677
<b>P1_Años_experiencia</b>	1,005

Nota: El VIF (Variance Inflation Factor o Factor de Inflación de la Varianza) es un indicador estadístico que se utiliza para detectar multicolinealidad en los modelos de regresión o en el análisis de ecuaciones estructurales (SEM).

El análisis de factor de inflación de la varianza (VIF) confirma la ausencia de problemas de multicolinealidad en el modelo. Todos los valores se encuentran muy por debajo del umbral crítico de 5, oscilando entre 1.003 y 1.677. Los indicadores con mayor VIF son Confianza en decisiones automatizadas (1.583) y Reemplazo de procesos (1.677), aunque ambos permanecen en niveles aceptables. Estos resultados garantizan la estabilidad de las estimaciones y la validez de las relaciones entre los constructos.

**Tabla 5.**

Datos entre indicadores (correlaciones).

	<b>P10_Confianza_decisiones</b>	<b>P11_Herramientas_utilizadas</b>	<b>P12_Infraestructura</b>	<b>P13_Cumplimiento_normas</b>	<b>P14_Toma_decisiones</b>	<b>P3_Nivel_conocimiento</b>	<b>P4_Conocimiento_proyectos_IA</b>	<b>P5_Tecnologías_utilizadas</b>	<b>P6_Areas_aplicacion</b>	<b>P7_Impactos_seguridad</b>
<b>P10_Confianza_decisiones</b>	1,000	-0,030	-0,194	0,195	0,136	-0,020	0,209	0,129	0,102	0,046
<b>P11_Herramientas_utilizadas</b>	-0,030	1,000	0,010	-0,030	0,042	0,022	-0,011	0,200	0,085	-0,052
<b>P12_Infraestructura</b>	-0,194	0,010	1,000	-0,036	-0,010	0,018	0,009	-0,115	0,041	-0,110
<b>P13_Cumplimiento_normas</b>	0,195	-0,030	-0,036	1,000	0,005	-0,057	0,080	-0,105	0,162	0,069

<b>P14_To</b>										
<b>ma_dec</b>	0,136	0,042	-0,010	0,005	1,000	0,077	-0,058	-0,027	0,041	0,139
<b>isiones</b>										
<b>P15_Co</b>										
<b>nfianza</b>	0,454	0,010	-0,112	0,259	0,222	-0,044	0,036	0,086	0,104	0,119
<b>_genera</b>										
<b>l</b>										
<b>P2_Are</b>	-0,024	-0,116	0,081	-0,023	0,029	0,065	0,023	-0,095	0,007	-0,096
<b>a</b>										
<b>P3_Niv</b>										
<b>el_cono</b>	-0,020	0,022	0,018	-0,057	0,077	1,000	0,005	0,084	0,002	-0,025
<b>cimient</b>										
<b>o</b>										
<b>P4_Con</b>										
<b>oce_pro</b>	0,209	-0,011	0,009	0,080	-0,058	0,005	1,000	-0,012	0,048	-0,012
<b>yectos_I</b>										
<b>A</b>										

El análisis de correlación revela relaciones moderadas y significativas entre variables de confianza y percepción de la IA. Destaca la fuerte asociación entre Confianza en decisiones automatizadas (P10) y Confianza general en la IA (P15) ( $r = 0.454$ ) de igual manera como entre Reemplazo de procesos (P9) y P15 ( $r = 0.442$ ). También se observa correlación positiva entre cumplimiento de normas (P13) y reemplazo de procesos (P9) ( $r = 0.361$ ) indicando que la percepción de que la IA puede sustituir tareas actuales se vincula con su potencial para apoyar el cumplimiento normativo, las variables asociadas al perfil profesional (área, años de experiencia y nivel de conocimiento) muestran correlaciones débiles con los constructos de confianza y utilidad, lo que confirma que la adopción de la IA depende más de la percepción tecnológica que de las características profesionales.

La Tabla 4 muestra que los valores de VIF están muy por debajo del umbral crítico, lo que respalda la validez del modelo y la independencia de los indicadores (Su et al., 2025). Este resultado concuerda con estudios metodológicos que destacan al PLS-SEM como una técnica apropiada para modelos exploratorios con variables latentes y tamaños de muestra moderados (Khahro & Khahro, 2024). De igual manera las correlaciones (Tabla 5) confirman la centralidad de la confianza: la fuerte asociación entre P10 y P15 ( $r = 0.454$ ) coincide con evidencias empíricas de que la confianza en sistemas automatizados es el

principal condicionante en su aceptación, especialmente en contextos de alta incertidumbre (Davila-Gonzalez & Martin, 2024).

Este estudio aporta evidencia que refuerza tendencias globales sobre adopción tecnológica, pero también introduce matices propios del contexto latinoamericano donde la aceptación de la IA en prevención de riesgos laborales no depende tanto del perfil profesional de los trabajadores sino que de la manera en que perciben la utilidad, confiabilidad y capacidad normativa de la tecnología (Lopes et al., 2015). Este contraste con sectores más tecnificados resalta la importancia de diseñar estrategias de capacitación contextualizadas y marcos regulatorios adaptados para garantizar una transición tecnológica efectiva en el ámbito de la seguridad laboral (Cooke et al., 2008).

## **CONCLUSIONES**

El presente estudio aporta evidencia empírica sobre los factores que condicionan la adopción de la inteligencia artificial (IA) en la prevención de riesgos laborales, con énfasis en el sector de la construcción. Los hallazgos confirman que la utilidad percibida y la confianza en las decisiones automatizadas constituyen los ejes centrales para la aceptación de esta tecnología, mientras que el perfil profesional de los participantes años de experiencia, área de desempeño y nivel de conocimiento tiene una incidencia mínima en la valoración de la IA y en la percepción de las barreras de implementación.

Los resultados obtenidos mediante el modelo SEM (PLS-SEM) muestran que las barreras de implementación no solo representan un obstáculo, sino que también influyen de manera significativa en la forma en que los profesionales valoran la IA, condicionando su confianza y disposición a utilizarla. La alta dispersión en los valores estandarizados de las variables latentes refleja la heterogeneidad de percepciones en la muestra, lo cual evidencia que la adopción tecnológica no sigue un patrón homogéneo, sino que depende de experiencias, creencias y contextos organizacionales diversos.

Si bien la capacidad explicativa del modelo fue limitada (R-cuadrado de 0.023 para Barreras de Implementación y 0.098 para Inteligencia Artificial), los indicadores de multicolinealidad (VIF) confirmaron la robustez estadística del modelo y la independencia de los constructos analizados. Este resultado respalda el uso del enfoque PLS-SEM en

estudios exploratorios, permitiendo identificar tendencias significativas incluso en escenarios de alta complejidad e incertidumbre.

En términos prácticos, se concluye que la incorporación de la IA en la gestión de la seguridad y salud en el trabajo no puede reducirse únicamente a la capacitación técnica o a la experiencia profesional de los trabajadores. Más bien, requiere estrategias orientadas a fortalecer la confianza en la tecnología, demostrar su utilidad en la reducción de riesgos y garantizar marcos regulatorios que respalden su aplicación. Asimismo, los resultados sugieren que la implementación exitosa de la IA debe ir acompañada de políticas de comunicación, programas de formación y procesos de cambio organizacional que mitiguen las resistencias y promuevan una adopción responsable. Este estudio abre nuevas líneas de investigación al evidenciar la necesidad de incorporar variables adicionales como factores culturales, regulatorios y organizacionales para comprender de manera integral la dinámica de aceptación tecnológica en contextos laborales. De este modo, se refuerza la pertinencia de continuar profundizando en el análisis de la IA como herramienta estratégica para la prevención de riesgos laborales y la construcción de entornos de trabajo más seguros, confiables y sostenibles.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aguirre Sala, J. F. (2022). Modelos y buenas prácticas evaluativas para detectar impactos, riesgos y daños de la inteligencia artificial. *PAAKAT: revista de tecnología y sociedad*, 12(23). <https://doi.org/10.32870/pk.a12n23.742>
- Alarcón Belmonte, I., Sánchez Collado, R., Yuguero, O., Acezat Oliva, J., Martínez-Millana, A., & Saperas Pérez, C. (2024). La alfabetización digital como elemento clave en la transformación digital de las organizaciones en salud. *Atención Primaria*, 56(6), 102880. <https://doi.org/10.1016/j.aprim.2024.102880>
- Ávila-Tomás, J. F., Mayer-Pujadas, M. A., & Quesada-Varela, V. J. (2021). La inteligencia artificial y sus aplicaciones en medicina II: Importancia actual y aplicaciones prácticas. *Atención Primaria*, 53(1), 81-88. <https://doi.org/10.1016/j.aprim.2020.04.014>

- Battal, S. (2025). Impact of artificial intelligence usage on occupational stress: An exploratory study of risk factors and prevention strategies. *AI & SOCIETY*. <https://doi.org/10.1007/s00146-025-02385-9>
- Bolívar, F. A. J., & Hinojoza-Montañez, S. david. (2023). APLICABILIDAD DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN COLOMBIA PARA PREVENIR LOS RIESGOS LABORALES: REVISIÓN SISTEMÁTICA. *Revista tajamar*, 2(2), 3-17.
- Bustamante-Cabrera, G. I., Zuviría-López, Z. R., & Mondragón-Barrios, L. (2024). Desafíos éticos y humanísticos en la inteligencia artificial y la robótica: Metasíntesis. *Apuntes de Bioética*, 7(2). <https://doi.org/10.35383/apuntes.v7i2.1147>
- Cooke, T., Lingard, H., Blismas, N., & Stranieri, A. (2008). ToolSHeDTM: The development and evaluation of a decision support tool for health and safety in construction design. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 15(4), 336-351. Scopus. <https://doi.org/10.1108/09699980810886847>
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). *Artificial Intelligence for the Real World*.
- Davila-Gonzalez, S., & Martin, S. (2024). Human Digital Twin in Industry 5.0: A Holistic Approach to Worker Safety and Well-Being through Advanced AI and Emotional Analytics. *Sensors*, 24(2), 655. <https://doi.org/10.3390/s24020655>
- Domingo Betes, B. (2024). *El impacto de la inteligencia artificial en la prevención de riesgos laborales*. <https://titula.universidadeuropea.com/handle/20.500.12880/11168>
- Farias, M. A., Badino, M., Marti, M., Báscolo, E., García Saisó, S., & D'Agostino, M. (2023). La transformación digital como estrategia para el fortalecimiento de las funciones esenciales de salud pública en las Américas. *Revista Panamericana de Salud Pública*, 47, e150. <https://doi.org/10.26633/RPSP.2023.150>
- Gomero-Cuadra, R., & Sánchez-Calle, D. (2024). Ciberseguridad en servicios de apoyo al médico ocupacional de la ciudad de Lima. Estudio piloto. *Revista Medica Herediana*, 35(1), 38-43. <https://doi.org/10.20453/rmh.v35i1.5298>
- Granados Ferreira, J. (2022). Análisis de la inteligencia artificial en las relaciones laborales. *Revista CES Derecho*, 13(1), 111-132. <https://doi.org/10.21615/cesder.6395>

- Huamán Coronel, P. L., & Medina Sotelo, C. G. (2022). Transformación digital en la administración pública: Desafíos para una gobernanza activa en el Perú. *Comuni@cción*, 13(2), 93-105. <https://doi.org/10.33595/2226-1478.13.2.594>
- Jarota, M. (2023). Artificial intelligence in the work process. A reflection on the proposed European Union regulations on artificial intelligence from an occupational health and safety perspective. *Computer Law & Security Review*, 49, 105825. <https://doi.org/10.1016/j.clsr.2023.105825>
- Jetha, A., Bakhtari, H., Irvin, E., Biswas, A., Smith, M. J., Mustard, C., Arrandale, V. H., Dennerlein, J. T., & Smith, P. M. (2025). Do occupational health and safety tools that utilize artificial intelligence have a measurable impact on worker injury or illness? Findings from a systematic review. *Systematic Reviews*, 14(1), 146. <https://doi.org/10.1186/s13643-025-02869-1>
- Khahro, S. H., & Khahro, Q. H. (2024). Use of Artificial Intelligence in Occupational Health and Safety in Construction Industry: A Proposed Framework for Saudi Arabia. En S.-H. Sheu (Ed.), *Industrial Engineering and Applications – Europe* (pp. 49-59). Springer Nature Switzerland. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-58113-7\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-031-58113-7_5)
- Leka, S., Jain, A., & World Health Organization. (2010). *Health impact of psychosocial hazards at work: An overview*. 126.
- Lopes, D. F., Oliveira, M. D., & Bana e Costa, C. A. (2015). Occupational health and safety: Designing and building with MACBETH a value risk-matrix for evaluating health and safety risks. *Journal of Physics: Conference Series*, 616(1), 012010. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/616/1/012010>
- Mendoza, J. G., Quispe, M. B., Muñoz, S. P., Mendoza, J. G., Quispe, M. B., & Muñoz, S. P. (2022). Una revisión sobre el rol de la inteligencia artificial en la industria de la construcción. *Ingeniería y competitividad*, 24(2). <https://doi.org/10.25100/iyc.v24i2.11727>
- Meng, X., Wang, L., Chen, H., Chen, H., Xu, S., & Zhan, X.-X. (2025). *Big Data and Social Computing: 10th China National Conference, BDSC 2025, Kunming, China, August 15–17, 2025, Proceedings*. Springer Nature.

- Mishiba, T. (2024). Transforming Occupational Health and Safety Regulation: Strategic Pathways in the Era of Industry 4.0. *産業保健法学会誌 英文誌*, 3(2), 151-169. <https://doi.org/10.57523/jaohlev.pp.24-016>
- Moreira-Travez, V. H., & Pachano-Zurita, A. C. (2024). Análisis jurídico sobre las condiciones precarias y falta de recursos de la industria minera. *Sociedad & Tecnología*, 7(3), 331-345. <https://doi.org/10.51247/st.v7i3.442>
- OIT. (2023). Uso de tecnologías digitales para la prevención de riesgos laborales: una mirada desde América Latina. [https://www.ilo.org/global/about-the-ilo/how-the-ilo-works/multilateral-system/g20/reports/WCMS\\_849064/lang-es/index.htm](https://www.ilo.org/global/about-the-ilo/how-the-ilo-works/multilateral-system/g20/reports/WCMS_849064/lang-es/index.htm)
- Oviedo Quiñónez, R. B., Defranc Balanzategui, P. O., & Otero Gorotiza, T. V. (2018). Seguridad y salud laboral: Una revisión en el contexto actual, a propósito de la nueva ISO 45.001. *Dominio de las Ciencias*, 4(2), 239-256.
- Pertuz Meza, Y., Rebolledo Castillo, M. V., Vásquez Brochero, H. Y., Gil Escamilla, M. J., Pertuz Meza, Y., Rebolledo Castillo, M. V., Vásquez Brochero, H. Y., & Gil Escamilla, M. J. (2022). Efectos para la salud respiratoria de los trabajadores que usan sustancias químicas en su medio laboral. Una revisión sistemática. *Revista Salud Uninorte*, 38(2), 560-585. <https://doi.org/10.14482/sun.38.2.616.2>
- Pettinger, C. B., & Nelson, B. (2025). Daily planning conversations and AI: Keys for improving construction culture, engagement, planning, and safety. *American Journal of Industrial Medicine*, 68(S1), S15-S22. <https://doi.org/10.1002/ajim.23619>
- Pishgar, M., Issa, S. F., Sietsema, M., Pratap, P., & Darabi, H. (2021). REDECA: A Novel Framework to Review Artificial Intelligence and Its Applications in Occupational Safety and Health. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(13), 6705. <https://doi.org/10.3390/ijerph18136705>
- REDSAT. (2021). Tecnologías emergentes aplicadas a la SSO: retos y oportunidades en América Latina. <https://www.redsat.org/publicaciones/tecnologias-ssolatinoamerica>
- Rico-Bautista, D., Universidad Cooperativa de Colombia, Guerrero, C. D., Universidad Autónoma de Bucaramanga, Medina-Cárdena, Y., Universidad Francisco de Paula

- Santander Ocaña, Areniz-Arévalo, Y., Universidad Francisco de Paula Santander Ocaña, Sanchez-Velasquez, M. C., Universidad Francisco de Paula Santander Ocaña, Barrientos-Avendaño, E., & Universidad Francisco de Paula Santander Ocaña. (2021). Universidad inteligente: Factores claves para la adopción de internet de las cosas y big data. *RISTI - Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação*, 41, 63-79. <https://doi.org/10.17013/risti.41.63-79>
- Rindone, C., Sgro, D., & Vitetta, A. (2026). Risk Reduction by Evacuation in Transportation System: Pilot Survey with Technology Acceptance Model. En O. Gervasi, B. Murgante, C. Garau, Y. Karaca, M. N. Faginas Lago, F. Scorza, & A. C. Braga (Eds.), *Computational Science and Its Applications – ICCSA 2025 Workshops* (pp. 128-139). Springer Nature Switzerland. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-97638-4\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-031-97638-4_9)
- Sampietro Saquicela, J. L. (2020). Transformación Digital de la Industria 4.0. *Polo del Conocimiento: Revista científico - profesional*, 5(8 (AGOSTO 2020)), 1344-1356.
- Shu, C., Zhang, J., & He, L. (2025). Artificial Intelligence Rumor Debunking: Influencing Factors and Mechanisms of Usage Intention. En X. Meng, L. Wang, H. Chen, H. Chen, S. Xu, & X.-X. Zhan (Eds.), *Big Data and Social Computing* (pp. 121-132). Springer Nature. [https://doi.org/10.1007/978-981-95-0880-8\\_10](https://doi.org/10.1007/978-981-95-0880-8_10)
- Soto Chacón, L. (2025). Identificación de factores de riesgo psicosocial en los trabajadores administrativos de empresas manufactureras en Costa Rica. *Latam: revista latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades*, 6(2), 4.
- Su, X., Chau, K. Y., Ho, G., Yip, H. T., & Tang, Y. M. (2025). A bibliometric study on technology usage for occupational safety and health risk assessment in construction industry. *Journal of Asian Architecture and Building Engineering*, 0(0), 1-16. <https://doi.org/10.1080/13467581.2025.2499727>
- Vallejo Noguera, F. F., Rubio Endara, O. W., & Tello Moreira, J. A. (2022). Implementar el Uso de la Inteligencia Artificial para Detectar el Comportamiento del Trabajador en la Prevención de Accidentes Laborales en la Empresa. *Dominio de las Ciencias*, 8(1), 21.

- Vidal-Alaball, J., Alarcon Belmonte, I., Panadés Zafra, R., Escalé-Besa, A., Acezat Oliva, J., & Saperas Perez, C. (2023). Abordaje de la transformación digital en salud para reducir la brecha digital. *Atención Primaria*, 55(9), 102626. <https://doi.org/10.1016/j.aprim.2023.102626>
- Weglarz, D., Pla-Garcia, C., Jiménez-Zarco, A. I., Weglarz, D., Pla-Garcia, C., & Jiménez-Zarco, A. I. (2025). Aceptación de la Inteligencia Artificial Generativa en la industria creativa: El rol del modelo UTAUT, reconocimiento y la confianza de marca en su adopción. *RETOS. Revista de Ciencias de la Administración y Economía*, 15(29), 9-27. <https://doi.org/10.17163/ret.n29.2025.01>