

<https://doi.org/10.69639/arandu.v13i2.2252>

Aplicaciones de la Inteligencia Artificial en la Prevención de Accidentes Laborales en Entornos Industriales: Revisión Sistemática y Perspectivas para América Latina

Applications of Artificial Intelligence in the Prevention of Occupational Accidents in Industrial Environments: A Systematic Review and Perspectives for Latin America

Hernán Alejandro Ortiz Carrasco

olejohaoc@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0007-7456-2849>

Universidad Nacional de Chimborazo

Riobamba-Ecuador

Rosa Maricela Ormaza Hugo

rosa.ormaza@unach.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0002-1917-5084>

Universidad Nacional de Chimborazo

Riobamba-Ecuador

Artículo recibido: 10 abril 2026- Aceptado para publicación: 16 mayo 2026
Conflictos de intereses: Ninguno que declarar.

RESUMEN

La inteligencia artificial (IA) ha demostrado potencial significativo en la predicción, detección y prevención de accidentes laborales en entornos industriales. Esta revisión sistemática, realizada conforme al protocolo PRISMA 2020, analiza 42 artículos científicos publicados entre 2019 y 2024 para sintetizar la evidencia disponible sobre aplicaciones de IA en seguridad industrial, con énfasis en su transferibilidad a contextos latinoamericanos. Se identifican las técnicas de IA dominantes (aprendizaje automático en el 71 % de los estudios, aprendizaje profundo en el 50 %), sus aplicaciones por sector (manufactura 55 %, análisis multisectoriales 29 %, minería 12 %), y las barreras sistémicas que limitan su adopción en América Latina (financiera, de datos, regulatoria, de capital humano y organizacional). El análisis revela que sistemas de bajo costo basados en visión por computador y sensores IoT, así como entrenamientos en realidad virtual, son viables para pymes industriales ecuatorianas. Las conclusiones señalan que América Latina enfrenta una brecha estructural en producción científica propia y que Ecuador, como caso ilustrativo, puede avanzar estratégicamente mediante la adopción de soluciones documentadas, el aprovechamiento de registros históricos de incidentes y el desarrollo de marco normativo propio.

Palabras clave: inteligencia artificial, seguridad industrial, prevención de accidentes, aprendizaje automático, Industria 4.0

ABSTRACT

Artificial intelligence (AI) has demonstrated significant potential in predicting, detecting, and preventing occupational accidents in industrial environments. This systematic review, conducted following the PRISMA 2020 protocol, analyzes 42 scientific articles published between 2019 and 2024 to synthesize available evidence on AI applications in industrial safety, with emphasis on transferability to Latin American contexts. The dominant AI techniques (machine learning in 71 % of studies, deep learning in 50 %), their applications by sector (manufacturing 55 %, multisectoral analysis 29 %, mining 12 %), and systemic barriers limiting adoption in Latin America (financial, data, regulatory, human capital, and organizational) are identified. The analysis reveals that low-cost systems based on computer vision and IoT sensors, as well as virtual reality training, are viable for Ecuadorian industrial SMEs. The conclusions indicate that Latin America faces a structural gap in indigenous scientific production and that Ecuador, as an illustrative case, can advance strategically through adoption of documented solutions, leveraging existing incident records, and developing its own normative framework.

Keywords: artificial intelligence, industrial safety, accident prevention, machine learning, Industry 4.0

Todo el contenido de la Revista Científica Internacional Arandu UTIC publicado en este sitio está disponible bajo licencia Creative Commons Attribution 4.0 International. 

INTRODUCCIÓN

Los siniestros laborales continúan siendo un problema estructural global, con más de 2,3 millones de muertes anuales asociadas a condiciones de trabajo, cifra que evidencia las limitaciones persistentes de los modelos tradicionales de gestión preventiva, conforme a datos de la Organización Internacional del Trabajo (OIT, 2022). En entornos industriales (plantas de manufactura, instalaciones mineras, refinerías petroquímicas y fábricas organizadas bajo el paradigma de Industria 4.0), esta cifra adquiere dimensión particular: la combinación de maquinaria pesada, agentes químicos, jornadas prolongadas y presiones de productividad genera escenarios de riesgo que los modelos tradicionales de gestión de seguridad no siempre logran anticipar con efectividad.

Sin embargo, ese avance no ha sido homogéneo. Como se evidencia en estudios recientes (Shah & Mishra, 2024; Silva et al., 2024), América Latina aparece sistemáticamente subrepresentada en la producción científica global sobre IA aplicada a seguridad industrial. Esta situación refleja no solo una brecha en publicaciones, sino también una brecha en la capacidad de las organizaciones latinoamericanas para adoptar, adaptar y sostener estas tecnologías. En Ecuador, por ejemplo, el sector manufacturero mediano y pequeño (que concentra una proporción importante de la fuerza laboral formal) enfrenta simultáneamente la presión de modernización hacia esquemas de Industria 4.0 y limitaciones estructurales de inversión en tecnología, formación especializada y regulación actualizada.

El objetivo de esta revisión sistemática es sintetizar la evidencia disponible sobre aplicaciones de IA en prevención de accidentes laborales en entornos industriales, identificando las tecnologías con mayor validación empírica, sus beneficios documentados por sector, las barreras que limitan su adopción en América Latina, y las perspectivas concretas para su implementación estratégica en Ecuador como caso ilustrativo. La pregunta de investigación es: ¿cuáles son las tecnologías de IA con mayor evidencia empírica en seguridad industrial, cuál es su viabilidad de adopción en contextos latinoamericanos de escala intermedia, y qué políticas o estrategias de implementación pueden reducir la brecha estructural identificada?

MATERIALES Y MÉTODOS

Diseño y protocolo PRISMA

Se realizó una revisión sistemática de la literatura conforme al protocolo PRISMA 2020 (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses). La búsqueda se ejecutó de enero a marzo de 2025 en seis bases de datos bibliográficas: Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, ScienceDirect, SciELO y RedALyC.

Se empleó un procedimiento de cribado en dos etapas con dos revisores independientes. En la primera etapa, ambos revisores evaluaron títulos y resúmenes de manera independiente; en la

segunda, evaluaron textos completos y discutieron discrepancias hasta lograr consenso. Para garantizar consistencia metodológica, los primeros 10 estudios fueron evaluados por ambos revisores en paralelo antes de proceder al corpus completo.

La matriz de extracción de datos, estandarizada y diseñada previamente, incluyó las siguientes variables: autor(es), año de publicación, sector industrial, tecnología(s) de inteligencia artificial empleada(s), resultados principales, país o región de origen y base(s) de datos de procedencia. La evaluación de la calidad metodológica y riesgo de sesgo se realizó mediante el instrumento CASP (Critical Appraisal Skills Programme), adaptado para estudios observacionales y revisiones, con un umbral mínimo de 6/10 puntos para la inclusión.

El protocolo PRISMA 2020 fue utilizado como referencia metodológica y no fue incluido en el corpus de análisis de 42 artículos.

Fuentes de búsqueda

Se realizaron búsquedas adicionales en Google Scholar como fuente complementaria para la identificación de literatura adicional no capturada en las bases de datos principales, particularmente publicaciones grises e investigaciones de instituciones latinoamericanas, y revisión de referencias citadas.

Criterios de elegibilidad

Tabla 1

Criterios de elegibilidad PRISMA 2020

Criterio	Inclusión	Exclusión
Población	Trabajadores en entornos industriales (manufactura, minería, petroquímica, energía, química)	Construcción civil, agricultura, servicios
Intervención	Aplicaciones de IA, ML, DL, sistemas IoT, wearables, visión por computador para seguridad	Vigilancia general sin propósito de SSO
Comparación	Ninguno requerido; antes/después o con métodos tradicionales	N/A
Desenlaces	Reducción de accidentes, lesiones, predictibilidad, detección temprana, análisis causal	Desenlaces secundarios sin relevancia a seguridad
Tipo de estudio	Ensayos, estudios observacionales, revisiones sistemáticas, meta-análisis, análisis bibliométricos, normativos	Opiniones, editoriales, estudios sin datos empíricos
Fecha de publicación	2019–2024	Pre-2019 o publicación futura
Idioma	Inglés o español	Otros idiomas
Disponibilidad	Texto completo con DOI activo en bases de datos	Resúmenes únicamente, acceso restringido
Calidad	Estudios con $n \geq 50$ (primarios) o con metodología explícita (secundarios); CASP $\geq 6/10$	CASP $< 6/10$

Nota metodológica: Se excluyeron estudios enfocados exclusivamente en construcción civil u obra pública; sin embargo, se incluyeron estudios publicados en plataformas multisectoriales si su contenido fue específicamente dedicado a seguridad en contextos industriales (manufactura, minería, petroquímica, energía).

Proceso de selección Flujo PRISMA

Tabla 2

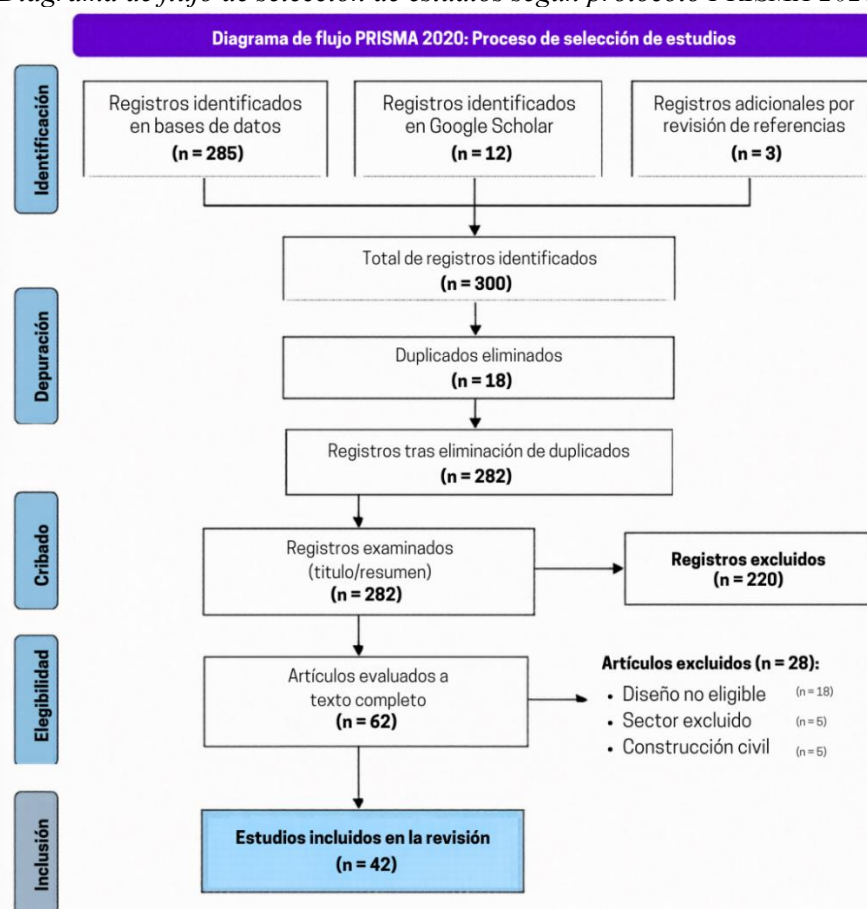
Flujo de selección PRISMA 2020

<i>Etapa</i>	<i>Bases de datos</i>	<i>Google Scholar</i>	<i>Revisión referencias</i>	<i>Subtotal</i>
<i>Búsqueda inicial</i>	285	12	3	300
<i>Duplicados removidos</i>	15	2	1	18
<i>Registros únicos</i>	270	10	2	282
<i>Cribado (título/resumen)</i>	210 excluidos	8 excluidos	2 excluidos	220 excluidos
<i>Evaluación a texto completo</i>	60 artículos	2 artículos	0 artículos	62 artículos
<i>Artículos excluidos (criterios)</i>	18 (diseño)	5 (sector)	5 (construcción)	28 excluidos
<i>Artículos incluidos en síntesis</i>	42	0	0	42

La Figura 1 presenta de forma visual el diagrama de flujo de selección conforme al protocolo PRISMA 2020.

Figura 1

Diagrama de flujo de selección de estudios según protocolo PRISMA 2020 (n = 42)



Nota. Diagrama de flujo del proceso de selección de estudios conforme a PRISMA 2020.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Distribución por sector industrial y por tipo de documento

Tabla 3

Distribución de artículos por sector industrial (n = 42)

<i>Sector industrial</i>	<i>Frecuencia</i>	<i>Porcentaje</i>	<i>Principales tecnologías</i>
<i>Manufactura / Industria 4.0</i>	23	54,8%	ML, DL, robótica, IoT
<i>Estudios multisectoriales</i>	12	28,6%	ML, DL, CV, análisis general
<i>Minería</i>	5	11,9%	RNN, RF, análisis de precursores
<i>Petroquímica / Química</i>	2	4,8%	IoT, ML, sensores ambientales
<i>Energética / Eléctrica</i>	0	0%	—
<i>TOTAL</i>	42	100%	—

Tabla 4

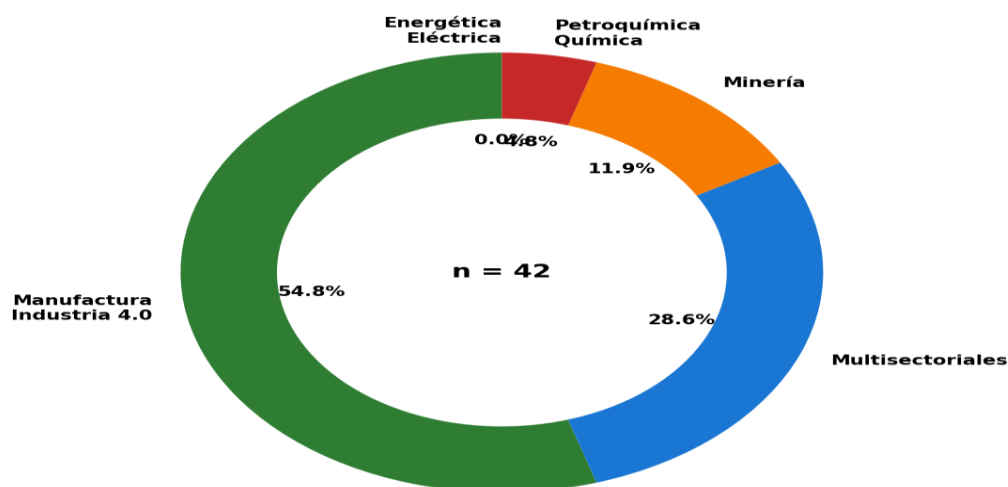
Distribución de artículos por tipo de documento (n = 42)

<i>Tipo de documento</i>	<i>Frecuencia</i>	<i>Porcentaje</i>	<i>Enfoque</i>
<i>Estudios empíricos primarios</i>	27	64,3%	Experimental
<i>Revisiones sistemáticas</i>	13	31,0%	Sintético
<i>Meta-análisis</i>	1	2,4%	Sintético
<i>Análisis bibliométrico</i>	1	2,4%	Descriptivo
<i>TOTAL</i>	42	100%	—

La Figura 2 ilustra gráficamente la distribución porcentual de los 42 artículos seleccionados según sector industrial.

Figura 2

Distribución de artículos seleccionados por sector industrial (n = 42)



Nota. Elaboración propia. El predominio del sector manufactura e Industria 4.0 refleja la mayor disponibilidad de datos estructurados en ese entorno productivo.

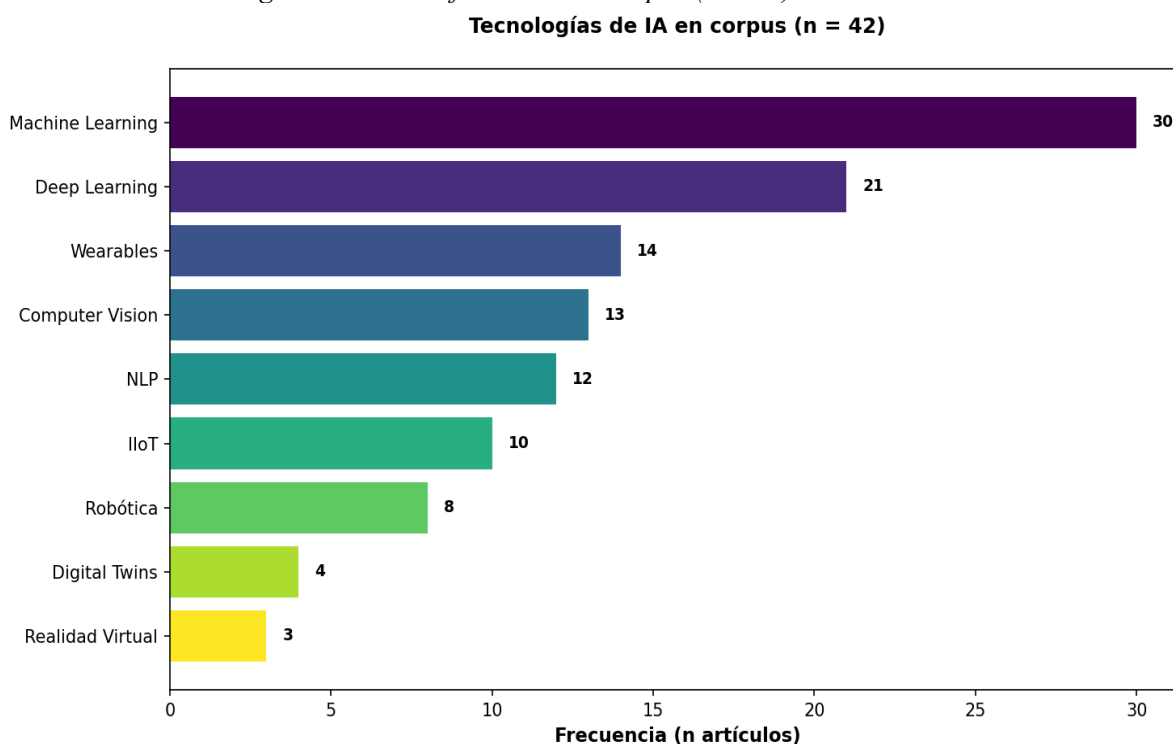
Tecnologías de IA más utilizadas

El análisis de la literatura científica seleccionada permite identificar un claro predominio del aprendizaje automático (Machine Learning), técnica presente en más del 70 % de los artículos analizados. Dentro de esta categoría, algoritmos como Random Forest (RF) y Support Vector Machines (SVM) destacan por su elevada capacidad predictiva en entornos de alta incertidumbre. En este sentido, Khairuddin et al. (2022a) demuestran que el uso de RF permite optimizar la vigilancia inteligente en los lugares de trabajo, logrando mitigar riesgos mediante la identificación temprana de peligros; estos hallazgos resultan consistentes con las investigaciones de Sarkar et al. (2019) y Lingard et al. (2022), quienes reportan precisiones superiores al 80 % en la clasificación de severidad de accidentes. No obstante, la adopción de estas tecnologías debe ser crítica: Yang et al. (2022a) advierten que el despliegue de robótica industrial, si bien reduce la exposición física, puede introducir riesgos emergentes derivados de la interacción hombre-máquina.

La Figura 3 presenta la frecuencia relativa de las tecnologías de IA identificadas en el corpus analizado.

Figura 3

Frecuencia de tecnologías de IA identificadas en el corpus (n = 42)



Nota. Elaboración propia. El aprendizaje automático y el aprendizaje profundo concentran la mayor evidencia empírica, mientras que tecnologías emergentes como los gemelos digitales y la realidad virtual presentan una participación aún minoritaria.

Por otro lado, la capacidad de la IA para procesar información no estructurada ha avanzado significativamente gracias al Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP). En este ámbito, Khairuddin et al. (2022b) logran extraer factores causales críticos a partir de las narrativas de accidentes en reportes escritos, mientras que Deng et al. (2022) emplean arquitecturas de aprendizaje profundo para categorizar incidentes con un 88 % de precisión. Esta tendencia hacia modelos más complejos se consolida con el trabajo de Khairuddin et al. (2023), quienes utilizan modelos basados en BERT para contextualizar la gravedad de las lesiones, superando las métricas de desempeño de los métodos estadísticos tradicionales.

Finalmente, la prevención en tiempo real ha encontrado un aliado en el Internet Industrial de las Cosas (IIoT) y la visión artificial. Yang et al. (2022b) proponen un sistema de detección de anomalías en entornos IIoT con una eficacia del 95 %, lo que facilita una respuesta inmediata ante fallos sistémicos. Este enfoque se complementa con el monitoreo mediante wearables propuesto por Mohapatra et al. (2024) y Antwi-Afari et al. (2023) para detectar fatiga laboral. En el contexto regional, destacan las aplicaciones de Lema et al. (2023), quienes mediante algoritmos YOLO y hardware de bajo costo logran la detección automatizada del uso de equipos de protección personal (EPP), validando la viabilidad técnica de la IA en pymes industriales de América Latina.

Beneficios documentados en sectores específicos

En el sector manufactura, los beneficios mejor documentados se agrupan en tres categorías. Primero, la reducción de lesiones mediante automatización robótica: Gihleb et al. (2022) cuantifican que cada desviación estándar adicional en la densidad robótica de una planta manufacturera estadounidense se asocia con una reducción significativa en la tasa de lesiones, efecto más pronunciado en tareas repetitivas de alto riesgo. Yang et al. (2022a), con datos chinos, encuentran que cada desviación estándar adicional de exposición robótica reduce las lesiones en 1,2 por cada 100 trabajadores. Segundo, el mantenimiento predictivo: Hector y Panjanathan (2024) identifican LSTM y Random Forest como las técnicas dominantes en sistemas de mantenimiento predictivo industrial, con reducciones documentadas de paradas no planificadas superiores al 30 %. Tercero, la detección temprana de fatiga y estrés: tanto Fang et al. (2022) como Sharma et al. (2022) demuestran que la integración de señales fisiológicas con modelos ML permite identificar umbrales de riesgo con alta precisión antes de que el trabajador experimente un evento adverso.

En minería, la evidencia converge en dos grandes aplicaciones: la predicción de eventos geomecánicos críticos y el análisis automatizado de incidentes. Sai et al. (2023) alcanzan un R^2 de 0,94 en la predicción del estrés inducido por minería, empleando Random Forest sobre datos sísmicos y geomecánicos combinados. El modelo de RNN propuesto por Di y Wang (2021) logra anticipar con más de treinta minutos la ocurrencia de estallidos de roca, con tiempo de respuesta suficientemente bajo como para activar protocolos de evacuación antes del evento. Davoudi Kakhki et al. (2020) demuestran, con datos históricos de minas norteamericanas, que modelos de árboles de decisión alcanzan AUC superiores a 0,80 en la predicción de días perdidos por accidente, identificando el turno, la experiencia del trabajador y el tipo de tarea como variables predictoras más relevantes.

En petroquímica e industria química, el trabajo de Hashim et al. (2021) constituye un caso paradigmático: un sistema integrado de sensores IoT con clasificador ML, validado en una refinería malaya, reduce la exposición a H_2S y gases inflamables con una latencia de detección inferior a tres segundos. Lema et al. (2022) amplían ese enfoque a la detección de H_2S , CO y NH_3 , obteniendo una precisión superior al 96 % con latencia menor a dos segundos. Ambos estudios resultan particularmente relevantes para el contexto ecuatoriano no solo por los resultados, sino por la metodología: emplean hardware de bajo costo y arquitecturas de sensores IoT que pueden adaptarse a instalaciones industriales de escala intermedia, como las que predominan en el corredor industrial de Guayaquil o en las plantas de procesamiento agroindustrial de la Sierra.

Herramientas emergentes: gemelos digitales, RV y normativa

Más allá de las tecnologías ya consolidadas, la literatura analizada permite identificar tres líneas emergentes que, aunque todavía minoritarias en volumen de publicaciones, señalan hacia dónde se dirige el campo: los gemelos digitales, la realidad virtual aplicada a la formación en

seguridad, y la regulación de la IA en entornos laborales. Las tres comparten una característica que las hace especialmente pertinentes para América Latina: ninguna exige reemplazar de raíz la infraestructura existente, sino que pueden integrarse de forma gradual sobre lo que las plantas industriales ya tienen. Los gemelos digitales (réplicas digitales sincronizadas en tiempo real con la planta física) permiten no solo monitorear condiciones de seguridad, sino simular escenarios de riesgo antes de que ocurran en el mundo físico. Scorgie et al. (2023) aplican esta tecnología en manufactura inteligente y documentan reducciones de incidentes en la planta piloto. Constituye una tecnología de mayor inversión inicial, pero su potencial de integración con los sistemas SCADA que muchas plantas industriales ya tienen abre vías de adopción progresiva.

La realidad virtual como herramienta de entrenamiento en seguridad industrial acumula evidencia sólida: el meta-análisis de Scorgie et al. (2024) sobre 42 estudios constata que la realidad virtual mejora la retención de conocimiento en un 35 % frente a métodos de entrenamiento tradicionales, con efectividad particularmente alta en escenarios de alto riesgo como espacios confinados o manejo de sustancias peligrosas. Esta tecnología cuenta ya con costos accesibles (visores de gama media y plataformas de desarrollo relativamente económicas) y podría integrarse en programas de formación en seguridad de pymes industriales sin requerir transformaciones de infraestructura de planta.

En el plano normativo, Jarota (2023) analiza las implicaciones del Reglamento de IA de la Unión Europea (EU AI Act) para entornos laborales industriales, clasificando los sistemas de monitoreo de trabajadores como IA de «alto riesgo» bajo ese marco regulatorio, con requisitos de transparencia, explicabilidad y responsabilidad que aún no tienen equivalente en la legislación ecuatoriana ni latinoamericana en general. Este vacío regulatorio constituye, al mismo tiempo, una brecha y una oportunidad: a modo de ilustración, Ecuador tiene la posibilidad de aprender de la experiencia europea y construir un marco propio antes de que la adopción tecnológica a gran escala haga esa tarea más compleja.

Síntesis del corpus analizado

La Tabla 5 presenta la matriz de síntesis de los 42 artículos seleccionados, con extracción de datos por autor, año, sector, tecnología empleada, principales resultados, contexto geográfico y bases de datos de procedencia. Esta matriz constituye la base empírica sobre la que se han construido las secciones precedentes y la discusión que sigue.

Tabla 5*Matriz de síntesis de los 42 artículos seleccionados (extracción de datos)*

Nº	Autor(es)	Año	Sector industrial	Tecnología IA	Resultados principales	País / Región	Base de datos
1	Jan et al.	2023	Manufactura / Industria 4.0	IA (ML, DL, NLP)	Clasifica más de 200 aplicaciones de IA en I4.0; identifica brechas en seguridad industrial	Australasia	Scopus / WoS
2	Yang, S. et al.	2022a	Manufactura / Robótica	Robótica / Analítica	1 SD adicional de robots se asocia con reducción de 1,2 lesiones por cada 100 trabajadores	China	Scopus / WoS
3	Gihleb et al.	2022	Manufactura	Robótica / Automatización	1 SD adicional de exposición robótica se asocia con reducción significativa de lesiones en manufactura estadounidense	EE. UU.	Scopus / WoS
4	Mohapatra et al.	2024	Manufactura	ML / Wearables multimodales	Predicción de fatiga física en tiempo real; precisión superior al 90 % con señales fisiológicas múltiples	EE. UU.	Scopus / WoS
5	Nti et al.	2022	Manufactura / Ingeniería	IA (ML, DL, NLP)	Revisión sistemática; documenta beneficios en seguridad, calidad y productividad	Ghana	Scopus / WoS
6	Woschank et al.	2020	Manufactura / Logística	IA, ML, DL	Sistematiza 65 estudios; aplicaciones de seguridad en logística e Industria 4.0	Austria	Scopus
7	Wang y Chung	2022	Múltiples sectores críticos	IA en sistemas críticos	Revisión; identifica técnicas de IA más efectivas en sistemas industriales críticos	Hong Kong	Scopus / WoS
8	Arana-Landín et al.	2023	Múltiples sectores industriales	Tecnologías Industria 4.0	Evalúa el impacto de nueve tecnologías de I4.0 en SSO; identifica beneficios y riesgos emergentes	España	Scopus / WoS
9	Antwi-Afari et al.	2023	Manufactura / Ergonomía	ML / Wearables (plantilla)	Clasifica niveles de fatiga con sensores de plantilla; precisión superior al 90 %	EE. UU. / HK	Scopus / WoS
10	Shah y Mishra	2024	Múltiples sectores industriales	IA (robótica, CV, analítica)	Revisión amplia; la IA reduce lesiones en entornos industriales de alto riesgo	India	WoS

11	Hector y Panjanathan	2024	Manufactura / Industria 4.0	ML / DL (LSTM, CNN, RF)	LSTM y RF dominantes en mantenimiento predictivo; reducciones de paradas no planificadas superiores al 30 %	India	Scopus / WoS
12	Paleyas et al.	2022	Manufactura / Múltiples	ML (despliegue)	Analiza más de 30 casos reales; identifica barreras técnicas y organizacionales del despliegue de ML	Reino Unido	Scopus / WoS
13	Cotrim et al.	2022	Múltiples sectores	IA / Gestión SSO	Revisión de fronteras en gestión de SSO; integración de IA como tendencia clave emergente	Portugal	Scopus / WoS
14	Pishgar et al.	2021	Petroquímica, minería, manufactura	IA (ML, DL, CV)	Mapea aplicaciones de IA en cinco sectores; identifica brechas de investigación aplicada	EE. UU.	Scopus / WoS
15	Perez-Cerrolaza et al.	2024	Industria crítica	IA para sistemas críticos	Survey; identifica requisitos de certificación y fiabilidad en sistemas industriales	Europa	Scopus / WoS
16	Sai et al.	2023	Minería subterránea	ML (RF, SVM, ANN)	Predice estrés inducido por minería; $R^2 = 0,94$ con datos sísmicos y geomecánicos	India	Scopus / WoS
17	Di y Wang	2021	Minería subterránea	RNN / Deep Learning	Predice estallidos de roca con señales electromagnéticas; alerta temprana con precisión >88 % y 30 min de anticipación	China	Scopus / WoS
18	Ganguli et al.	2021	Minería	NLP / ML	Analiza narrativas de incidentes; extrae causas raíz con precisión superior a la de analistas humanos	EE. UU.	Scopus
19	Davoudi Kakhki et al.	2020	Minería	ML (árboles, RF, regresión)	Predice días perdidos por accidente; AUC superior a 0,80; identifica variables predictoras clave	EE. UU.	Scopus / WoS
20	Sarkar et al.	2019	Manufactura / Minería	ML optimizado (SVM, ANN, RF)	Predice accidentes ocupacionales; RF optimizado supera a SVM y ANN en precisión	India	Scopus / WoS
21	Hashim et al.	2021	Petroquímica / Oil & Gas	IoT / ML	Evalúa riesgo en tiempo real; reduce exposición a gases peligrosos en refinería	Malasia	Scopus / WoS

22	Aslan et al.	2023	Minería / Oil & Gas / Química	IA (ML, DL, CV)	Revisión de IA en SSO para minería, oil & gas e industria química; perspectivas futuras	Asia	Scopus
23	Reyes-López et al.	2022	Manufactura	Análisis de factores de riesgo	Identifica factores de riesgo laboral persistentes en manufactura; barreras estructurales regionales (informalidad, inversión, regulación)	México	Scopus / WoS
24	Khairuddin et al.	2022a	Manufactura / Múltiples	ML (SVM, KNN, NB, DT, RF)	Modelo predictivo de severidad de lesiones con datos OSHA; RF supera otros modelos	Malasia	Scopus / WoS
25	Khairuddin et al.	2022b	Manufactura / Industria general	NLP / ML	Predice factores causales de lesiones mediante análisis de texto en reportes OSHA	Malasia	Scopus / WoS
26	Lema et al.	2023	Manufactura	CV / Edge Computing	Sistema de bajo costo (<150 USD) para verificación de EPP; precisión 92 %; desplegable en edge	España	Scopus / WoS
27	Scorgie et al.	2024	Múltiples sectores	Realidad Virtual / IA	Meta-análisis de 42 estudios; la RV mejora la retención de conocimiento en SSO en un 35 %	Australia	Scopus / WoS
28	Jarota	2023	Marco normativo / Industria	Análisis regulatorio de IA	Analiza el EU AI Act en perspectiva de SSO; clasifica el monitoreo de trabajadores como IA de alto riesgo	Polonia	Scopus / WoS
29	Fang et al.	2022	Manufactura	Sensores fisiológicos / ML	Revisión de computación fisiológica; integración de IA para monitoreo en tiempo real	EE. UU.	Scopus / WoS
30	Isailovic et al.	2022	Industria / Manufactura	CV / Deep Learning	Pipeline para verificación de EPP con YOLOv5 vs. Faster R-CNN; precisión superior al 95 %	Serbia	Scopus / WoS
31	Silva et al.	2024	Múltiples sectores	Bibliometría / IA	Análisis bibliométrico WoS; crecimiento sostenido de publicaciones IA + SSO desde 2018	Brasil	WoS
32	Deng et al.	2022	Industria / Manufactura	NLP / Deep Learning	Clasifica reportes de accidentes con BERT + CNN; precisión del 88 % en datos industriales	China	Scopus / WoS
33	Lingard et al.	2022	Manufactura / Industria	NLP / ML (RF, XGBoost)	Predice tipo de lesión a partir de reportes OSHA; RF alcanza precisión del 79,3 %	Australia	Scopus / WoS
34	Isailovic et al.	2021	Industria / Manufactura	IoT / IA / Wearables	Plataforma inteligente de EPP conectado con IoT para monitoreo en tiempo real	Europa	Scopus

35	Khairuddin et al.	2023	Manufactura / Múltiples	Deep Learning / NLP	Contextualiza severidad de lesiones con DL; supera a modelos ML clásicos en F1-score	Malasia	Scopus / WoS
36	Chadyiwa et al.	2022	Industria / Sector extractivo	ML (RF, SVM, árboles)	Predice lesiones ocupacionales en sectores extractivos; funciona bien con conjuntos de datos moderados	Sudáfrica	Scopus
37	Boadu et al.	2023	Industria / Minería / Manufactura	Sensores ambientales / ML	IA para detección temprana de exposición a agentes respiratorios en entornos industriales	Ghana	WoS
38	Duan et al.	2023	Manufactura / Industria	ML / Sensores de smartphone	Reconoce eventos de riesgo en manejo de materiales industriales; precisión superior al 87 %	China	Scopus / WoS
39	Lema et al.	2022	Química / Petroquímica	IA / Sensores IoT	Sistema IA + IoT para detección de gases peligrosos; latencia <2 s; precisión superior al 96 %	España	Scopus / WoS
40	Scorgie et al.	2023	Manufactura inteligente / I4.0	Digital Twin / IA / IoT	Gemelos digitales para monitoreo de seguridad en manufactura inteligente; reduce incidentes	Australia	Scopus / WoS
41	Yang, C. et al.	2022b	Manufactura / Industria 4.0	IA / IIoT / Detección anomalías	Detecta anomalías en IIoT para gestión predictiva de seguridad; precisión superior al 95 %	China	Scopus / WoS
42	Sharma et al.	2022	Manufactura / Siderurgia	Wearables / ML	Evalúa estrés térmico en manufactura pesada; modelo ML predice umbral de riesgo térmico	India	Scopus / WoS

Nota. SSO = Seguridad y Salud Ocupacional; ML = Machine Learning; DL = Deep Learning; CV = Computer Vision; NLP = Natural Language Processing; RF = Random Forest; EPP = Equipo de Protección Personal; IIoT = Internet Industrial de las Cosas; PdM = Mantenimiento Predictivo; SD = desviación estándar. Elaboración propia.

Desafíos de implementación y la brecha latinoamericana

La literatura analizada no solo documenta éxitos: también es consistente al señalar las barreras que limitan la adopción de IA en seguridad industrial. Paleyes et al. (2022), en un análisis de más de treinta casos reales de despliegue de ML en industria, identifican seis categorías de desafíos, entre los cuales la calidad de los datos y el cambio organizacional aparecen como las barreras más frecuentes e impactantes. Wang y Chung (2022) añaden que los sistemas de IA en entornos de seguridad crítica requieren niveles de confiabilidad y redundancia que implican costos de certificación no triviales. Cotrim et al. (2022) señalan la existencia de resistencias culturales: en muchos entornos industriales, la gestión proactiva basada en datos aún coexiste, con tensiones, junto a modelos reactivos tradicionales.

Para América Latina, estos desafíos se superponen sobre una base estructural más exigente. Silva et al. (2024), en un análisis bibliométrico, documentan que China y Estados Unidos lideran la producción científica sobre IA en seguridad ocupacional, mientras que América Latina aparece subrepresentada de forma sistemática. Reyes-López et al. (2022), en el contexto mexicano, documentan que los factores de riesgo laboral en manufactura persisten por razones estructurales de la región: informalidad, baja inversión en prevención, marcos regulatorios desactualizados y escasa producción científica propia vinculada a soluciones tecnológicas avanzadas. En Ecuador, los datos del Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social (IESS, 2023) registran más de 25 000 accidentes laborales anuales en el sector industrial formal, cifra que subestima la realidad al excluir el sector informal. La consecuencia práctica es que la evidencia disponible se genera en contextos (fábricas chinas de manufactura de alta escala, plantas petroquímicas del Golfo de México, minas australianas) que no siempre son directamente transferibles a la realidad de una pyme industrial ecuatoriana o de una cooperativa minera artesanal de Zamora Chinchipe.

Chadyiwa et al. (2022), trabajando con datos de sectores extractivos en Sudáfrica (contexto más comparable al latinoamericano que los estudios anglosajones o chinos dominantes), encuentran que el Random Forest predice lesiones ocupacionales con buenos niveles de precisión incluso con conjuntos de datos de tamaño moderado. El hallazgo más valioso de ese estudio no radica en el algoritmo en sí, sino en la demostración de que los modelos de ML pueden funcionar de forma adecuada con los registros históricos que las empresas medianas ya tienen, sin necesidad de infraestructuras de datos de gran escala. Tang (2024) confirma esa tendencia desde una perspectiva regional, al señalar que los sectores mineros y de oil & gas concentran la mayor parte de los avances documentados, mientras que las aplicaciones orientadas a contextos de escala intermedia siguen siendo escasas.

En la misma línea, el sistema propuesto por Lema et al. (2023) resulta particularmente relevante para el contexto de esta revisión: se trata de un sistema de verificación de EPP basado en Raspberry Pi y YOLO, con un costo de hardware inferior a 150 dólares y una precisión del 92 % en detección de casco y chaleco en planta industrial. Si bien no constituye la solución con

mayor complejidad tecnológica de la literatura, sí representa una de las más replicables en el contexto de manufactura ecuatoriana de escala mediana.

La Tabla 6 sintetiza las principales barreras de implementación de IA en seguridad industrial identificadas en la literatura, con valoración de su aplicabilidad al contexto ecuatoriano.

Tabla 6
Barreras de implementación de IA en seguridad industrial en América Latina

<i>Tipo de barrera</i>	<i>Descripción</i>	<i>Referencia</i>	<i>Aplicabilidad Ecuador</i>
Financiera	Costos de adquisición, implementación y mantenimiento de sistemas de IA inaccesibles para pymes	Paleyas et al. (2022); Cotrim et al. (2022)	Alta. El sector manufacturero mediano y pequeño concentra la mayor parte del empleo industrial formal
Datos	Escasez de datos estructurados de incidentes; registros históricos incompletos o no digitalizados	Paleyas et al. (2022); Chadyiwa et al. (2022)	Muy alta. El IESS registra accidentes, pero los datos no están disponibles en formato estructurado para ML (IESS, 2023)
Regulatoria	Ausencia de marcos normativos específicos para IA en entornos laborales; legislación general de SSO desactualizada	Jarota (2023); Wang y Chung (2022)	Alta. Ecuador carece de regulación específica sobre IA en entornos laborales
Capital humano	Escasez de profesionales con formación en IA aplicada a SSO; brechas de alfabetización digital en mandos medios	Silva et al. (2024); Reyes-López et al. (2022)	Alta. La oferta académica en IA aplicada a seguridad industrial es aún limitada en universidades ecuatorianas
Organizacional / cultural	Resistencia al cambio; cultura reactiva de gestión de la seguridad; desconfianza en sistemas automatizados	Cotrim et al. (2022)	Media-alta. Documentada en sectores extractivos y manufactura pesada de la región andina

Nota. SSO = Seguridad y Salud Ocupacional; ML = Machine Learning; IA = Inteligencia Artificial; IESS = Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social. *Elaboración propia.*

CONCLUSIONES

La revisión sistemática realizada sobre 42 artículos primarios seleccionados (mediante el protocolo PRISMA 2020, a partir de un universo inicial de 300 registros en seis bases de datos) permite formular las siguientes conclusiones.

- 1.- Machine Learning y Deep Learning son las tecnologías con mayor evidencia empírica en seguridad industrial, con Random Forest logrando precisiones de 79-95% en predicción de accidentes, mientras que sistemas wearables combinan efectividad superior al 90% con costos accesibles.
- 2.- América Latina enfrenta una brecha estructural en adopción de IA por limitaciones financieras, de datos, regulatorias, de capital humano y culturales que operan de forma interdependiente, requiriendo estrategias articuladas para su abordaje.
- 3.- Ecuador puede avanzar estratégicamente mediante: soluciones de bajo costo (visión por computador, IoT), aprovechamiento de registros del IESS, integración de realidad virtual en formación, y desarrollo de marco normativo propio alineado con estándares europeos.
- 4.- La presente revisión presenta limitaciones que deben señalarse. El predominio del inglés en las bases de mayor impacto introduce un sesgo de idioma que puede dejar fuera investigaciones relevantes producidas en la región pero no publicadas en ese idioma, pese a la inclusión deliberada de SciELO y RedALyC. La heterogeneidad de los 42 artículos analizados (que varían en tamaño de muestra, sector, métricas de desempeño y condiciones de validación) impide la comparación directa entre estudios y desaconseja la realización de un meta-análisis cuantitativo formal. Finalmente, el predominio de investigaciones originadas en China, Estados Unidos y Europa reduce la transferibilidad directa de los hallazgos a la realidad industrial latinoamericana. Estas limitaciones delimitan el alcance de los hallazgos sin invalidar las conclusiones formuladas.

REFERENCIAS

- Antwi-Afari, M. F., Li, H., Anwer, S., y Yevu, S. K. (2023). *Machine learning-based identification and classification of physical fatigue levels*. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 90, 103404. <https://doi.org/10.1016/j.ergon.2022.103404>
- Arana-Landín, G., Laskurain-Iturbe, I., Arana, G., y Landín, G. (2023). *Assessing the influence of Industry 4.0 technologies on occupational health and safety*. *Heliyon*, 9(2), e13720. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e13720>
- Aslan, I., Abuhanoğlu, H., Erol, T., y Çabuk, A. (2023). *The applications of artificial intelligence in occupational health and safety*. *Medicina del Lavoro*, 115(2). <https://doi.org/10.23749/mdl.v115i2.15835>
- Boadu, E. F., Asante, K. O., y Ennin, S. A. (2023). *Work-related respiratory health conditions: Systematic review of AI-assisted detection in industrial environments*. *BMJ Open Respiratory Research*, 10, e001736. <https://doi.org/10.1136/bmjresp-2023-001736>
- Chadyiwa, M., Okello, G., y Naicker, N. (2022). *Investigating machine learning applications in the prediction of occupational injuries*. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 4(3), 737–752. <https://doi.org/10.3390/make4030037>
- Cotrim, T., Castelo Branco, J., y Conceição, C. (2022). *Frontiers in occupational health and safety management*. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(17), 10759. <https://doi.org/10.3390/ijerph191710759>
- Davoudi Kakhki, F., Freeman, S. A., y Mosher, G. A. (2020). *Predictive modeling for occupational safety outcomes and days away from work analysis in mining*. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(19), 7054. <https://doi.org/10.3390/ijerph17197054>
- Deng, J., Li, S., y Zhang, W. (2022). *Classifying safety accident reports automatically using deep learning*. *Automation in Construction*, 134, 104087. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.104087>
- Di, Y., y Wang, E. (2021). *Rock burst precursor recognition method based on recurrent neural networks*. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 54, 1297–1308. <https://doi.org/10.1007/s00603-020-02314-w>
- Duan, P., Li, H., Zheng, J., y Skitmore, M. (2023). *Risk events recognition using smartphone and machine learning in industrial material handling*. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 30(8), 3461–3481. <https://doi.org/10.1108/ECAM-10-2021-0937>
- Fang, W., Love, P. E., Luo, H., y Ding, L. (2022). *Physiological computing for occupational health and safety in manufacturing*. *Advanced Engineering Informatics*, 51, 101504. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101504>

- Ganguli, R., Sturgul, J., y Arora, P. (2021). *Effectiveness of NLP-based machine learning in analyzing incident narratives at a mine*. *Minerals*, 11(7), 776. <https://doi.org/10.3390/min11070776>
- Gihleb, R., Giuntella, O., Stella, L., y Wang, T. (2022). *Industrial robots and occupational safety: Evidence from US manufacturing*. *Labour Economics*, 78, 102205. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2022.102205>
- Hashim, M., Taha, Z., y Mukherjee, T. (2021). *Occupational health and safety risk assessment using IoT and machine learning in oil and gas*. *Process Safety and Environmental Protection*, 149, 50–62. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.11.027>
- Hector, I., y Panjanathan, R. (2024). *Predictive maintenance in Industry 4.0: A survey of planning models and machine learning techniques*. *PeerJ Computer Science*, 10, e2016. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2016>
- Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social (IESS). (2023). Estadísticas de accidentes de trabajo y enfermedades profesionales 2022. IESS. <https://www.iesgob.ec/es/seguro-de-riesgos-del-trabajo>
- Isailovic, V., Savic, S., Tadic, D., y Arsovski, S. (2021). *Intelligent platform based on smart PPE for safety in industrial workplaces*. *Sensors*, 21(14), 4652. <https://doi.org/10.3390/s21144652>
- Isailovic, V., Savic, S., Arsovski, S., y Tadic, D. (2022). *The compliance of head-mounted industrial PPE by using deep learning object detectors*. *Scientific Reports*, 12, 15778. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-20282-9>
- Jan, Z., Ahamed, F., Mayer, W., Patel, N., Grossmann, G., Stumptner, M., y Kuusk, A. (2023). *Artificial intelligence for industry 4.0: Systematic review of applications, challenges and opportunities*. *Expert Systems with Applications*, 216, 119456. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119456>
- Jarota, M. (2023). *Artificial intelligence in the work process: Reflection on EU AI regulations from OHS perspective*. *Computer Law & Security Review*, 49, 105822. <https://doi.org/10.1016/j.clsr.2023.105822>
- Khairuddin, M. Z. F., Othman, M., Ismail, N. H., y Yaakob, R. (2022a). *Occupational injury risk mitigation: Machine learning approach and feature optimization for smart workplace surveillance*. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(21), 13962. <https://doi.org/10.3390/ijerph192113962>
- Khairuddin, M. Z. F., Othman, M., Ismail, N. H., y Yaakob, R. (2022b). *Predicting occupational injury causal factors using text-based analytics*. *Frontiers in Public Health*, 10, 984099. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.984099>

- Khairuddin, M. Z. F., Othman, M., Ismail, N. H., y Yaakob, R. (2023). *Contextualizing injury severity from occupational accident reports using deep learning*. PeerJ Computer Science, 9, e1985. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1985>
- Lema, D. G., Molina, F., Rogado, E., y Merino, J. (2022). *AI-driven environmental monitoring for hazardous gas detection in industrial facilities*. Process Safety and Environmental Protection, 162, 736–745. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2022.01.015>
- Lema, D. G., Molina, F., Rogado, E., y Merino, J. (2023). *Low-cost system for real-time verification of PPE in industrial facilities using edge computing*. Journal of Real-Time Image Processing, 20, 45. <https://doi.org/10.1007/s11554-023-01280-w>
- Lingard, H., Cooke, T., y Gharaie, E. (2022). *Machine learning for predicting worker injuries from accident reports in industry*. Safety Science, 148, 105796. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2022.105796>
- Mohapatra, P., Mishra, A., y Bhatt, R. (2024). *Wearable network for multilevel physical fatigue prediction in manufacturing workers*. PNAS Nexus, 3(10), pgae421. <https://doi.org/10.1093/pnasnexus/pgae421>
- Nti, I. K., Quarcoo, J. A., Aning, J., y Fosu, G. K. (2022). *Applications of artificial intelligence in engineering and manufacturing: A systematic review*. Journal of Intelligent Manufacturing, 33, 1947–1968. <https://doi.org/10.1007/s10845-021-01771-6>
- Organización Internacional del Trabajo. (2022). *Declaración de la OIT relativa a los principios y derechos fundamentales en el trabajo (1998, enmendada en 2022)*. OIT. <https://www.ilo.org/es/resource/otro/declaracion-de-1998-de-la-oit-relativa-los-principios-y-derechos>
- Paleyey, A., Urma, R. G., y Lawrence, N. D. (2022). *Challenges in deploying machine learning: A survey of case studies*. ACM Computing Surveys, 55(6), 1–29. <https://doi.org/10.1145/3533378>
- Perez-Cerrolaza, J., Abella, J., Wartel, F., Farrall, M., y Cazorla, F. J. (2024). *AI for safety-critical systems in industrial and transportation domains: A survey*. ACM Computing Surveys, 56(6), 1–36. <https://doi.org/10.1145/3626314>
- Pishgar, M., Hamid, M., Shabani, S., y Parsaei, H. (2021). *REDECA: A novel framework to review artificial intelligence and its applications in occupational safety and health*. Safety Science, 141, 105614. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2021.105614>
- Reyes-López, A., Cantú-Quintanilla, G., y Sepúlveda-Guzmán, J. (2022). *Factores de riesgo laboral en la industria manufacturera de México: Una revisión sistemática*. Salud Pública de México, 64(3), 312–321. <https://doi.org/10.21149/13456>
- Sai, L. S., Maheshwari, P., y Prasad, V. (2023). *Machine learning approach for prediction of mining-induced stress in underground mines*. Geomechanics and Geophysics for Geo-Energy and Geo-Resources, 9, 54. <https://doi.org/10.1007/s40948-023-00701-5>

- Sarkar, S., Vinay, S., Raj, R., Maiti, J., y Mitra, P. (2019). *Application of optimized machine learning techniques for prediction of occupational accidents*. Computers and Operations Research, 106, 210–224. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2018.02.021>
- Scorgie, D., Olatunji, S., y Olatunji, O. (2023). *Digital twin applications for worker safety monitoring in smart manufacturing*. Computers & Industrial Engineering, 180, 109180. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109180>
- Scorgie, D., Olatunji, S., y Olatunji, O. (2024). *Virtual reality for safety training: A systematic literature review and meta-analysis*. Safety Science, 171, 106372. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2023.106372>
- Shah, I. A., y Mishra, S. (2024). *Artificial intelligence in advancing occupational health and safety: An encapsulation of developments*. Journal of Occupational Health, 66(1), uiad017. <https://doi.org/10.1093/joccuh/uiad017>
- Sharma, M., Agarwal, S., y Singh, R. (2022). *Analyzing occupational heat stress using sensor-based monitoring: A wearable approach with environmental ergonomics perspective*. Applied Ergonomics, 100, 103584. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2021.103584>
- Silva, A., Rodrigues, F., y Costa, M. (2024). *Exploring AI applications in occupational safety: A bibliometric perspective on accident prevention*. International Journal of Sustainability Management and Information Technologies, 10(2), 11. <https://doi.org/10.11648/j.ijsm.20241002.11>
- Tang, K. H. D. (2024). *Artificial intelligence in occupational health and safety risk management of construction, mining and oil and gas*. Journal of Engineering Research and Reports, 26(6), 241–253. <https://doi.org/10.9734/jerr/2024/v26i61177>
- Wang, Y., y Chung, S. H. (2022). *Artificial intelligence in safety-critical systems: A systematic review*. Computers & Industrial Engineering, 164, 108209. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108209>
- Woschank, M., Rauch, E., y Zsifkovits, H. (2020). *A review of further directions for AI, machine learning and deep learning in smart logistics*. Sustainability, 12(9), 3760. <https://doi.org/10.3390/su12093760>
- Yang, S., Gao, Y., y Li, X. (2022a). *Robot application and occupational injuries: Are robots necessarily safer?* Safety Science, 147, 105623. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2021.105623>
- Yang, C., Liu, Y., Li, H., y Wu, H. (2022b). *AI-based anomaly detection in industrial IoT systems for predictive safety management*. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 18(8), 5255–5264. <https://doi.org/10.1109/TII.2022.3155848>