

INNOVACIÓN EN LA IDENTIFICACIÓN DE RIESGOS MEDIOAMBIENTALES DE LOS
SG-SST MEDIANTE EL USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL



JUAN ESTEBAN COLINA RAMOS



UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS
FACULTAD DE INGENIERIA AMBIENTAL
VILLAVICENCIO

2025

INNOVACIÓN EN LA IDENTIFICACIÓN DE RIESGOS MEDIOAMBIENTALES DE LOS
SG-SST MEDIANTE EL USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

JUAN ESTEBAN COLINA RAMOS

Trabajo de grado presentado como requisito para optar al título de Ingeniera Ambiental

Director

Mg. DIEGO ANDREY CORTES NARANJO

Magister en Gestión Sostenible y Tecnología del Agua

Codirector

Dr. CHRISTIAN JOSE ROJAS REINA

Doctor en Ingeniería Ambiental

Magister en Ingeniería Sanitaria

UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS
FACULTAD DE INGENIERIA AMBIENTAL
VILLAVICENCIO

2025

Autoridades Académicas

P. Álvaro José ARANGO RESTREPO, O.P.

Rector General

P. Mauricio Antonio CORTÉS GALLEGO, O.P.

Vicerrector Académico General

P. Luis Antonio ALFONSO VARGAS, O.P.

Rector Seccional Villavicencio

P. Adrián Mauricio GARCÍA PEÑARANDA, O.P.

Vicerrector Académico Seccional Villavicencio

Mg. Julieth Andrea SIERRA TOBÓN

Secretaria General Seccional Villavicencio

PhD. Raquel Beatriz ROMERO PUENTES

Decano de la Facultad de Ingeniería Ambiental

Contenido

	Pág.
Resumen.....	7
Abstract.....	9
Introducción	11
1. Desarrollo del estado de arte	13
1.1. Parámetros de interés del presente estudio.....	14
1.2. Parámetros y características de la muestra documental	16
1.2.1 Casos de estudio relevantes en la aplicación de IA a los SG-SST	17
1.3. Transformación digital aplicada a la seguridad y salud en el trabajo (SG SST).....	18
1.4. Inteligencia Artificial y gestión de riesgos medioambientales: definiciones y evolución.....	19
1.5. Aplicaciones de machine learning y visión por computador en la gestión de ambientes laborales	20
1.6. IoT, drones y cloud computing: nuevas tecnologías en el monitoreo de ambientes laborales y en los SG-SST	22
1.7. Ética algorítmica, sesgos y criterios de los SG SST automatizados	23
1.8. Modelos predictivos y análisis de series temporales para la identificación de riesgos ..	24
2. Discusión.....	26
2.1. Análisis de enfoque Normativo	27
2.2. Análisis de enfoque de Figuras.....	37
Conclusiones y Recomendaciones.....	43
Referencias bibliográficas	45

Lista de tablas

Tabla 1 Normativas nacionales e internacionales relevantes para la gobernanza algorítmica en contextos laborales y SG-SST	28
Tabla 2 Contribuciones clave al análisis de la IA en contextos laborales y SG-SST	31
Tabla 3 Tipología de Riesgos Medioambientales en el Amazonas, Detectables en Ecosistemas de Alta Vulnerabilidad y su Relación con Actividades Laborales	33
Tabla 4 Aplicaciones de Inteligencia Artificial para la Identificación Temprana de Riesgos Ambientales en SG-SST.....	34
Tabla 5 Comparativo entre Identificación Tradicional y Asistida por IA en SG-SST (2020–2024)	35
Tabla 6 Impacto del Uso de IA en la Reducción de Incidentes Ambientales en Empresas con SG-SST Activo (2019–2024).....	36

Lista de Figuras

Figura 1 Clasificación de Riesgos Ambientales Identificables en Ecosistemas de Alta Vulnerabilidad “Amazonía” y su Relación con Actividades	37
Figura 2 Aplicaciones de IA para la predicción anticipada de los riesgos ambientales en SG-SST	38
Figura 3 Comparación entre métodos tradicionales, con IA en evaluación de riesgos SG-SST; Comparación entre métodos tradicionales y con IA en evaluación de riesgos SG-SST.....	39
Figura 4 Capacidad de análisis predictivo de errores humanos en el SG-SST	40
Figura 5 Comparativo entre identificación tradicional y asistida por IA en SG-SST	41
Figura 6 Reducción de incidentes ambientales.....	42

Resumen

Se realizó una revisión bibliográfica y documental examinando la incorporación de técnicas de Inteligencia Artificial (IA) en los Sistemas de Gestión de la Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST) para la detección temprana de riesgos medioambientales, identificando algunos enfoques basados en aprendizaje automático supervisado y no supervisado tales como redes neuronales convolucionales y algoritmos de clustering permiten identificar patrones de contaminación, variaciones de partículas en suspensión y anomalías térmicas que, con métodos convencionales, pasarían inadvertidos o requerirían procesos manuales prolongados (Tang et al., 2024; Fazli et al., 2025). En un contexto en el que la complejidad de los entornos industriales y extractivos crece exponencialmente, estas herramientas ofrecen un análisis continuo de series temporales y flujos de datos en tiempo real, reduciendo tanto el margen de error como los falsos positivos (Abiodun et al., 2023).

En el presente contexto tecnológico, la integración de sensores de Internet de las Cosas (IoT) y vehículos aéreos no tripulados (drones) otorga a los sistemas de gestión de seguridad en el trabajo (SG-SST) la posibilidad de disponer de fuentes de información multisensorial que alimentan las plataformas en la nube de inteligencia artificial (IA). De esta forma, se generan tableros interactivos que permiten representar geo-espacialmente la distribución de contaminantes, así como la capacidad de emitir alertas automáticas al superarse umbrales críticos previamente definidos según normativa (AutCon, 2024; Mariano, Almada & Dutra, 2024). Todos estos sistemas, además de aprender a partir de nuevos datos de campo, son capaces de adaptar sus propios modelos mediante la retroalimentación continua, incluyendo también la cultura de la prevención, lo que permite llevar a cabo la planificación proactiva de las medidas de mitigación (Xu & Saleh, 2020).

La revisión consiste en la incorporación de la inteligencia artificial (IA) a los Sistemas de Gestión de la Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST) para la detección temprana de los riesgos medioambientales. Se han extraído aplicaciones de aprendizaje automático, visión por computador y modelos de series temporales conjugados con la integración de sensores IoT y drones para la captura de datos en tiempo real a partir de literatura científica, informes técnicos y casos de estudio. Dichos resultados muestran que estas herramientas permiten reducir el margen de error y los falsos positivos, así como incrementar la capacidad predictiva y por tanto favorecer una toma de

decisiones en base a datos en el momento oportuno. La revisión, por otro lado, pone de manifiesto la necesidad de contar con marcos éticos y normativos que garanticen la transparencia en los algoritmos, así como procesos participativos desde la validación y la capacitación con los trabajadores. En definitiva, la IA no se configura únicamente como un recurso de monitoreo, sino como un elemento transformador en la cultura de la organización y en la gestión medioambiental.

Esta investigación ofrece un marco metodológico que puede ser replicado en diferentes sectores desde la construcción hasta la minería y sirve como punto de partida para la elaboración de futuros estándares de SG-SST basados en evidencia y sostenibilidad. Tal como apuntan (Assies 2000) y (Grimson 2011) en el ámbito de la justicia epistémica, reconocer la experiencia de los trabajadores desde la realidad local en la calibración de modelos que garantizan una gestión de riesgos más justa y resiliente, capaz de hacer un balance entre las exigencias de productividad y la protección del entorno y salud en el trabajo.

Palabras clave: Inteligencia Artificial, Aprendizaje automático, SG-SST, Identificación de riesgos medioambientales, Monitoreo ambiental, Sensores IoT, Drones, Modelos predictivos, Visión por computador, Plataformas en la nube, Cultura de prevención, Normatividad de SST.

Abstract

A bibliographic and documentary review was conducted examining the incorporation of Artificial Intelligence (AI) techniques into Occupational Health and Safety Management Systems (SG-SST) for the early detection of environmental risks. Several approaches based on supervised and unsupervised machine learning, such as convolutional neural networks and clustering algorithms, were identified as effective for detecting patterns of pollution, variations in suspended particles, and thermal anomalies that would otherwise go unnoticed or require extensive manual processes with conventional methods (Tang et al., 2024; Fazli et al., 2025). In a context where the complexity of industrial and extractive environments is growing exponentially, these tools enable continuous analysis of time series and real-time data streams, reducing both error margins and false positives (Abiodun et al., 2023).

In the current technological landscape, the integration of Internet of Things (IoT) sensors and unmanned aerial vehicles (drones) provides occupational safety management systems (SG-SST) with multisensory information sources that feed AI cloud platforms. This integration allows the development of interactive dashboards capable of geospatially representing pollutant distribution and issuing automatic alerts when critical thresholds, previously defined according to regulations, are exceeded (AutCon, 2024; Mariano, Almada & Dutra, 2024). Furthermore, these systems not only learn from new field data but also adapt their models through continuous feedback, reinforcing a culture of prevention and enabling proactive planning of mitigation measures (Xu & Saleh, 2020).

This literature review addresses the integration of AI into SG-SST for the early detection of environmental risks. Applications of machine learning, computer vision, and time-series modeling combined with IoT sensors and drones for real-time data collection were identified from scientific literature, technical reports, and case studies. The findings show that these tools reduce error margins and false positives, enhance predictive capacity, and support timely, data-driven decision-making. At the same time, the review highlights the need for ethical and regulatory frameworks that ensure algorithmic transparency, as well as participatory processes that involve worker validation and training. Thus, AI emerges not merely as a monitoring resource but as a transformative element in organizational culture and environmental management.

This research offers a methodological framework that can be replicated across multiple sectors, from construction to mining, and serves as a starting point for the development of future SG-SST standards grounded in evidence and sustainability. As emphasized by Assies (2000) and Grimson (2011) in the field of epistemic justice, acknowledging workers' experience and local realities in model calibration ensures fairer and more resilient risk management, capable of balancing productivity demands with the protection of the environment and occupational health.

Keywords: Artificial Intelligence, Machine Learning, OHS MS, Environmental Risk Identification, Environmental Monitoring, IoT Sensors, Drones, Predictive Models, Computer Vision, Cloud-Based Platforms, Prevention Culture, OHS Regulations.

Introducción

La complejidad creciente de los entornos laborales actuales sobre todo en sectores como la construcción, la minería o la energía, ha puesto en manifiesto la necesidad de transformar los mecanismos tradicionales de gestión ambiental y de riesgos laborales. En este sentido, se prevé que la incorporación de tecnologías basadas en la Inteligencia Artificial (IA) constituya un punto de inflexión en los sistemas de gestión de la seguridad y salud en el trabajo (SG-SST) mediante herramientas predictivas y automatizadas que permitan una detección más precoz, precisa y dinámica de los riesgos ambientales (Tang, 2024; Fazli et al., 2025). A través de una revisión de la literatura sistemática se revisan las distintas aplicaciones de la IA como el aprendizaje de máquinas supervisado y no supervisado, la visión por ordenador, los métodos de agrupación o las series temporales en el seguimiento de variables críticas como calidad del aire, niveles de radiación, emisiones industriales y condiciones térmicas (Xu & Saleh, 2020; Becker et al., 2021).

Este proceso se definirá como un cambio estructural del modelo preventivo: la gestión de los SG-SST no sería un simple mecanismo de respuesta ante incidentes, sino que daría el salto hacia sistemas preventivos virtualizados que ejecutarían la vigilancia de forma constante a partir de plataformas inteligentes con capacidad de aprender, adaptarse y emitir advertencias en tiempo real (AutCon, 2024; Mariano, Almada & Dutra, 2024). La inclusión de sensores de IoT y drones autónomos permitirá la creación de ecosistemas digitales en red, donde los datos fluyen entre dispositivos y nubes de procesamiento, generando redes de diagnóstico ambiental que implican múltiples escalas espaciales y temporales. Esta automatización no sólo agilizará la detección de condiciones laborales peligrosas, sino que también reconfigurará las prácticas laborales del día a día y las estructuras organizacionales otorgando a los trabajadores nuevas responsabilidades en la vigilancia digital y la deducción de patrones algorítmicos (Saxena, 2024; Vukicevic et al., 2024).

Desde una posición teórica se asumirá que la introducción de la IA para la identificación de riesgos medioambientales no se presenta como una innovación tecnológica, sino que, además, serviría como una intervención epistemológica sobre la manera de comprender y gestionar los peligros laborales. La literatura más reciente alertará sobre la emergencia de retos éticos y políticos tras esta transformación: como por ejemplo la necesidad de la transparencia algorítmica, la validación participativa de los modelos predictivos y el respeto de los marcos normativos nacionales e internacionales de seguridad y salud laboral (Becker et al., 2021, Dadoo et al., 2024).

En esta dirección se analizará como la automatización puede acentuar desigualdades si no se acompaña de procesos formativos, del acceso equitativo a las tecnologías y de marcos de regulación actualizados.

Sin embargo, se explorarán también las formas en que las respuestas que las organizaciones ofrecen en relación con la integración de la IA son heterogéneas. Con carácter, unas empresas se orientarán preferentemente hacia la eficiencia operativa y otras verán en la IA una oportunidad para fortalecer la cultura de la prevención y democratizar los accesos a los sistemas de información ambiental (Sen et al., 2023; Zhao et al., 2024). La investigación que se propone se orientará a identificar las formas de apropiación tecnológica y las buenas prácticas institucionales que permitan diseñar los lineamientos necesarios para su concurrencia en diferentes sectores productivos. Tal como plantean (Lindholm et al. 2024) y (Badri et al. 2018), las formas de construir una gestión del riesgo innovadora y sostenible no se limitan a la incorporación de herramientas digitales, sino que implican, también, transformaciones de relaciones de poder, de los saberes que las organizaciones exhiben y de los marcos normativos que dan cuenta de los SG-SST. Esta investigación se propone implementar la construcción de un modelo de identificación de riesgos medioambientales que concilie el potencial analítico de la IA con los principios de justicia tecnológica, sostenibilidad medioambiental y participación del trabajo en el mismo proceso de identificación de riesgos. Se arrojará así una propuesta que no se circunscriba a la reducción de la innovación a la digitalización, sino que esta sea una oportunidad de repensar integralmente la prevención de riesgos desde la técnica, pero también desde la ética y la responsabilidad social.

1. Desarrollo del estado de arte

La transición y evolución de la seguridad y salud en el trabajo (SG-SST) ha estado vinculada a los cambios tecnológicos de cada período. Desde las primeras y simples variaciones del mecanismo de control manual, hasta la automatización de procesos, los avances han buscado dar respuesta a los riesgos generados por la producción y la industrialización. La llegada de la Cuarta Revolución Industrial también se unió a la modernización acelerada de los sistemas productivos, lo cual permitió que los modelos tradicionales de la vigilancia y el control comenzaran a evidenciar sus propias limitaciones ante la complejidad creciente de un entorno industrial que se caracteriza por la intensificación de la producción y la exposición a riesgos ambientales y ocupacionales. Lo anterior propició la aparición de sistemas de gestión más flexibles, predictivos y adaptativos, donde la inteligencia artificial y el aprendizaje automático no son sólo un tipo de innovación técnica, sino que se convierten en herramientas que suponen un cambio estructural en la manera de identificar, clasificar y gestionar los riesgos en los escenarios laborales y ambientales (Tang, 2024; Xu & Saleh, 2020; Fazli et al., 2025; Becker et al., 2021).

La humanidad a avanzado tecnológicamente, los problemas referidos a la estandarización de los procesos, la ética de los algoritmos y cómo deben participar los trabajadores en la toma de decisiones sobre la gestión automatizada de los riesgos, continúan existiendo (Dodoo et al., 2024; Saxena, 2024). Si bien existe una diversidad de normativas de ámbito internacional orientadas hacia el desarrollo de entornos laborales más seguros y sostenibles, su grado de aplicación sigue siendo desigual dependiendo de los contextos sectoriales y territoriales, tanto en términos de acceso a las soluciones inteligentes como en lo que se refiere a la calidad de la vigilancia ambiental (Badri et al., 2018; Lindholm et al., 2024). En este sentido, el desarrollo de sensores IoT, plataformas en la Nube y drones, aparece como respuesta emergente, integrando flujos de datos en tiempo real con modelos predictivos, por medio de los cuales es posible anticiparse a eventos que tarde o temprano disminuyen los tiempos de respuesta (AutCon, 2024; Mariano, Almada & Dutra, 2024).

A pesar de ello, la automatización de los SG-SST incide también en nuevas formas de dependencia tecnológica, al repensar los marcos regulatorios, la capacitación del talento humano o los protocolos de validación de resultados. La literatura especializada va documentando experiencias en las que se hayan integrado la IA en sistemas de prevención ambiental y

ocupacional, pero aún resulta escasa la producción que analice de forma integral su impacto en la cultura organizacional, la toma de decisiones o la sostenibilidad institucional (Sen et al., 2023; Zhao et al., 2024). Desde esta perspectiva, la revisión se concibe como una contribución a la discusión interdisciplinaria acerca de la importancia de la inteligencia artificial en la detección de riesgos medioambientales en los ambientes laborales. Más que describir aplicaciones concretas, el objetivo va orientado a proporcionar un marco que ponga en evidencia la relevancia de estas tecnologías en la transformación de los Sistemas de Gestión de la Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST). De este modo el texto proporciona una base conceptual para incursionar en los capítulos posteriores en tendencias, retos y oportunidades que surgen a partir de las dimensiones técnica, ética y organizacional.

1.1. Parámetros de interés del presente estudio

El diseño metodológico de la investigación incluye un grupo de variables que permiten una evaluación rigurosa de la incorporación de tecnologías fundamentadas en inteligencia artificial (IA) para la identificación de riesgos medioambientales en los Sistemas de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo. Estas variables se han organizado en tres dimensiones desde las cuales estudiamos el fenómeno: tecnológicas, medioambientales y sociolaborales, que aseguran la aproximación holística al fenómeno estudiado. La elección de estas categorías responde a criterios teóricos y evidencia empírica a partir de la revisión de estudios recientes sobre la automatización del monitoreo ambiental y sobre la transformación digital del trabajo (Tang, 2024; Xu & Saleh, 2020).

En relación con la dimensión tecnológica, las variables más relevantes genuinas son: la exactitud y la sensibilidad de los algoritmos que conforman los modelos que se ponen en práctica (redes neuronales, agrupamientos, árboles de decisión, entre otros), el tiempo de respuesta de los sistemas al detectar anomalías y el punto de interoperabilidad con artefactos inteligentes como sensores IoT o drones. A su vez, se evaluará la capacidad de estos sistemas para ofrecer visualizaciones dinámicas, georreferenciadas y en la nube, así como su habilidad para evolucionar y reaccionar a la retroalimentación cíclica (AutCon, 2024; Mariano, Almada & Dutra, 2024).

En lo que respecta a las variables medioambientales, se evaluarán el tipo de riesgos detectados (presencia de partículas contaminantes, diferencias térmicas, niveles de ruido o

radiación), la frecuencia con la que los sistemas recogen sucesos críticos, la ubicación de las áreas de riesgo detectadas y el número de eventos que superan los umbrales admitidos por la normativa. Se pondrá especial interés en la comparación de los informes elaborados automáticamente mediante IA con los generados tradicionalmente, de tal modo que se pueda determinar el valor añadido de estas tecnologías en lo que concierne a eficiencia y cobertura (Fazli et al., 2025; Zhao et al., 2024).

La dimensión sociolaboral incluye variables vinculadas a la experiencia de los trabajadores frente a estas herramientas. Consideramos el nivel de formación del personal en la lectura e interpretación de resultados generados por IA, el nivel de implicación del mismo en la retroalimentación de los modelos, la sensación de confianza en los sistemas automatizados o la consideración de la existencia de mecanismos de auditoría ética que regulen los sesgos algorítmicos. Y se evaluará la consideración de los marcos regulatorios nacionales e internacionales en la materia para configurar las plataformas digitales, así como la posibilidad de generar alertas cultural y organizacionalmente adecuadas (Becker et al., 2021; Todolí Signes, 2021). Estas variables validarán el análisis en profundidad de cómo las innovaciones digitales están transformando la gestión ambiental y las relaciones laborales en el marco de los SG-SST.

1.2. Variables técnicas y operativas observables en sistemas inteligentes de prevención

La elaboración del estado del arte se fundamenta sobre una muestra documental cuidadosamente seleccionada y conformada por estudios académicos, artículos científicos, revisiones sistemáticas y documentos técnicos que fueron publicados entre los años 2019 y 2025. Esta limitación temporal responde a la necesidad de captar las últimas tendencias más actualizadas que acontecen en el uso de tecnologías de inteligencia artificial (IA) para el monitoreo de riesgos ambientales en el ámbito de los (SG-SST), para tener en cuenta la acelerada evolución de estas herramientas en los últimos diez años. Se ha dado prioridad a la selección de publicaciones indexadas en bases como Scopus, Web of Science, ScienceDirect, MDPI, Springer, arXiv, SAGE, BMC y repositorios institucionales con libre acceso.

Los criterios de inclusión consideraron solamente textos que trate explícitamente sobre la inclusión de algoritmos de IA en entornos laborales de alto riesgo, en especial en la construcción, la minería, la industria petroquímica y las workshop automotrices, además de documentos que

aportaren evidencia empírica respecto de variables medibles (exactitud de detección, reducción del tiempo de respuesta, utilización de sensores IoT y drones y participación de los trabajadores en la comprensión y adaptación de los modelos predictivos). Quedaron excluidos los estudios que fueran solamente teóricos o aquellos cuya aplicación se limitara a entornos simulados sin validez práctica en campo.

La muestra documental, de hecho, se pensó también desde tres enfoques complementarios, como son: a) estudios técnicos en perspectiva ingenieril relacionados con la funcionalidad y desempeño de los sistemas; b) estudios sociales y organizacionales relacionados con las percepciones, el compromiso y la resistencia de actores laborales ante la digitalización del control; c) artículos de revisión crítica con respecto a las implicaciones éticas, normativas y epistémicas en relación al uso de IA, para la prevención de los riesgos laborales. Tal categorización ofreció un análisis transversal de la comercialización articulando la dimensión tecnológica y sus impactos socioculturales, en términos de los enfoques de la justicia ambiental y la justicia epistémica (Becker et al., 2021; Todolí-Signes, 2021; Grimson, 2011).

Así, no solo muestra un estado de la cuestión actualizado sobre el avance técnico en el tema, sino que da a conocer los debates actuales con relación a la automatización, a la regulación de algoritmos y a la inserción de los saberes locales en los procesos de decisión. Este enfoque permite que la revisión de la documentación sirva como insumo, no sólo conceptual, sino también empírico, para el diseño metodológico del presente estudio, factibilizando la creación de indicadores replicables y la comparación de resultados en contextos diversos.

1.3. Parámetros y características de la muestra documental

Con la intención de garantizar la validez y la confiabilidad de la muestra documental empleada en el desarrollo de este estado del arte, se han aplicado criterios muy estrictos conforme a la selección y la evaluación crítica de las fuentes. En primer lugar, se comprobó que los documentos que fueron incorporados eran productos de la investigación y habían sido publicados en revistas científicas, indexadas y arbitradas, conteniendo un proceso editorial basado en el modelo de revisión por pares. De este modo, también se favoreció el uso de fuentes que contaban con DOI (Digital Object Identifier) e indexadas en bases de datos académicas de gran impacto, etc., concretamente: Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, ScienceDirect, MDPI, Springer,

SAGE y arXiv, lo que permitió asegurarse de la trazabilidad, autenticidad y reconocimiento del contenido revisado.

Otros parámetros considerados como indicadores de propiedad interna son la adecuación en la elaboración de las finalidades de los textos analizados, el desarrollo metodológico de los modelos de inteligencia artificial que se hayan aplicado, así como la explicitación de resultados que pudieran contrastarse. Los estudios que se han ido seleccionando presentan también un tratamiento geográfico, sectorial o bien disciplinar adecuado que permite que se entablen relaciones pertinentes con el tema de los SG-SST y los riesgos medioambientales. Se ha prestado atención especial a los trabajos que presentaban datos empíricos que se derivaban de historias reales con aplicaciones de algoritmos de aprendizaje automático, visión computarizada y sistemas de monitorización inteligentes porque aportan elementos que son contrastables y medibles para el análisis.

En lo que respecta a la fiabilidad, se llevó a cabo una estrategia de triangulación de las fuentes y de los procedimientos aplicados, a fin de minimizar posibles sesgos interpretativos. Esta triangulación permitió realizar una lectura que integrara literatura técnica y teórica, documentos tanto de diferentes países como de diferentes sectores industriales y el cruce entre los estudios cuantitativos y cualitativos. A su vez, se contrastaron los hallazgos con marcos normativos internacionales en materia de salud y seguridad en el trabajo, así como principios éticos en el uso de la inteligencia artificial. Esta estrategia de investigación no solo permite la obtención de resultados de buena calidad y consistencia y ofrecer información fiable, sino que hace fuerte la base epistemológica a partir de la cual se erige la propuesta investigativa, ya que permite una lectura crítica e interdisciplinar del fenómeno analizado.

1.3.1 Casos de estudio relevantes en la aplicación de IA a los SG-SST

La inclusión de casos de estudio concretos sirve para dar cuenta de manera más precisa de las capacidades de la inteligencia artificial en los Sistemas de Gestión de la Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST) frente a riesgos medioambientales. En el caso del sector minero de Chile, la aplicación de algoritmos de machine learning y clustering permitió anticipar incrementos en la concentración de metales pesados en aguas subterráneas con una tasa de recuperación del 90 %, y contemplando tiempos de respuesta un 40 % más rápidos frente a los métodos tradicionales

(Mariano, Almada & Dutra, 2024). En lo que respecta a Brasil, la puesta en práctica de redes neuronales convolucionales aplicadas al monitoreo forestal detectó con un 95 % de precisión patrones de deforestación y quema ilegal, de cara a mejorar la fiscalización ambiental y ofrecer tableros de control en tiempo real para la toma de decisiones (Tang et al., 2024).

Otros sectores productivos también han puesto de manifiesto el impacto de estas tecnologías en la gestión preventiva. El uso de chatbots con procesamiento de lenguaje natural en proyectos de construcción en España logró mejorar la comunicación de los trabajadores con los gestores, reduciendo un 30 % el subregistro de incidentes ambientales relacionados con el manejo de químicos y partículas en suspensión (Becker et al., 2021). Y en Colombia se ha desarrollado un proyecto piloto que combina drones y análisis de series temporales en el seguimiento de la calidad del aire en zonas industriales, proporcionando alertas tempranas susceptible de mejorar el planeamiento de medidas de mitigación. Estos ejemplos muestran como la IA no solo incrementa la capacidad predictiva de las organizaciones, sino que también realiza una transformación del proceso organizacional y de la implicación, dando forma a un marco práctico para apreciar su adecuación a diferentes sectores.

1.4. Transformación digital aplicada a la seguridad y salud en el trabajo (SG SST)

La digitalización cada vez más extendida de los ambientes de trabajo ha tenido como consecuencia una profunda reconfiguración de los sistemas de gestión de la seguridad y salud en el trabajo (SG SST), constituyendo unas estrategias de prevención, monitoreo y control de los riesgos ambientales. Esta modificación ha sido facilitada por el desarrollo y la adopción de las tecnologías emergentes como la inteligencia artificial (IA), el aprendizaje automático y los sistemas ciberfísicos que hacen posible la identificación, el análisis y la interpretación automática de grandes volúmenes de datos en tiempo real (Tang, 2024; Xu & Saleh, 2020). Gracias a los sensores inteligentes, las plataformas en la nube y los algoritmos predictivos, la organización y planificación de los SG-SST están empezando a desplazarse de una lógica reactiva a una lógica proactiva donde los riesgos pueden ser anticipados antes de que se produzcan.

No obstante, dicha orientación renovada no está libre de conflictos. A partir de un incontable número de estudios, aunque la IA aparece como una herramienta vinculada a la tecnología de la información y la comunicación, se modifica el modo de gestionar en la SST,

surgiendo a su exigencia de nuevas formas de vigilancia, evaluación y toma de decisiones que pueden cambiar una cultura laboral, en lo que respecta a poder y derechos de los trabajadores (Becker et al., 2021; Doodoo et al. 2024). La preocupación por la alteración del juicio humano como un juicio automatizado y para el cual el algoritmo dispone de unos criterios muy difíciles de validar para quienes están bajo un riesgo real puede generar conflictos éticos importantes, pero como posteriormente reivindica la autora antes mencionada, en tanto que la IA augura eficiencia, también necesita de un amplio marco normativo que potencie la transparencia, la igualdad en las decisiones de riesgos y un marco de toma de decisiones humanas en el ámbito laboral.

Ante la situación existente en el modo de gestión actual, que ha llevado a la prevención de accidentes a un lugar secundario o se asimila estrictamente a temas de costos y/o eficiencia, empiezan a mostrar resultados diversas experiencias internacionales donde se han sabido combinar la transformación digital con una cultura de la prevención participativa. Experiencias prácticas que ponen en contacto el uso de sensores IoT, drones y plataformas de visualización geoespacial con la capacitación e instalación a los operarios y la validación colaborativa de los modelos predictivos han podido generar espacios de trabajo más seguros e inclusivos (Mariano, Almada & Dutra, 2024, AutCon, 2024). En ese sentido, la digitalización no debe entenderse como una modernización tecnológica sino como un proceso complejo que requiere la incorporación de principios de justicia organizativa, diálogo social y corresponsabilidad institucional para que los SG-SST sean eficaces en dar respuesta a los desafíos actuales de la manufactura sin reproducir formas de exclusión o de dependencia tecnológica.

1.5. Inteligencia Artificial y gestión de riesgos medioambientales: definiciones y evolución.

En las últimas décadas hemos podido comprobar cómo la inteligencia artificial (IA) se constituye en una herramienta fundamental para la transformación de los procesos de identificación y gestión de los riesgos medioambientales en los sistemas de seguridad y salud en el trabajo (SG-SST). De forma más concreta destacamos cómo la incorporación de algoritmos de aprendizaje supervisado y no supervisado, redes neuronales convolucionales o técnicas de agrupamiento (clustering) facilitan las tareas de detección de patrones de riesgo como las fluctuaciones de los contaminantes atmosféricos, temperaturas anómalas, concentraciones de partículas en suspensión que podrían pasar desapercibidos por métodos tradicionales (Tang et al.,

2024; Fazli et al., 2025); además, dichas capacidades predictivas serían facilitadas gracias al análisis de series temporales y a la interpretación automática de los datos masivos de los propios sistemas, de forma que reducirían la necesidad de inspecciones manuales, mientras optimizan la operatividad en sectores de riesgo, como la minería, la construcción o la industria química (Abiodun et al., 2023; Xu & Saleh, 2020).

Estas metodologías también han transformado la forma en que se llevan a cabo las prácticas de monitoreo ambiental en contextos laborales complejos, especialmente a través de la aplicación de sensores y dispositivos de Internet de las cosas y sistemas de percepción remota como los drones. La combinación entre IA y herramientas tecnológicas geoespaciales dan lugar a la elaboración de mapas reactivos de distribución de riesgos, la activación de alertas automáticas cuando se superan umbrales críticos y la reorientación en tiempo real de las decisiones operativas de acuerdo con la normativa vigente en materia de seguridad industrial (AutCon, 2024, Mariano, Almada y Dutra, 2024). Más allá de ello, las plataformas inteligentes en la computación en la nube permiten integrar diversas fuentes de datos, lo que permite realizar modelos de análisis multicapa que contribuyen al cumplimiento normativo y a la planificación de estrategias de mitigación ambiental de manera anticipada y en función del contexto..

El éxito de estas innovaciones dependerá en gran medida de la validación participativa y del apropiamiento tecnológico por parte de los distintos actores. Tal como advierten (Xie et al. 2019) y (Doodoo et al. 2024), las soluciones basadas en IA han de ser construidas de acuerdo con su robustez técnica, pero también con base en su aceptación social y evitando modelos impositivos o descontextualizados. La participación de los trabajadores en la interpretación de los datos, así como la retroalimentación continua de los sistemas de IA en provecho de la generación de nuevos saberes constituye, en sí, un aspecto central de las organizaciones para generar el conocimiento que se requiere para hacer funcionar la eficacia esperada de estos sistemas. Así las cosas, la IA será una tecnología de control, pero también una plataforma de aprendizaje organizacional y de fortalecimiento de la cultura preventiva para el SG-SST.

1.6. Aplicaciones de machine learning y visión por computador en la gestión de ambientes laborales

El avance de la inteligencia artificial en la seguridad y salud en el trabajo(SG-SST) no ha permitido un cambio solamente desde las formas de análisis y control de riesgos, sino que ha

cambiado de manera radical las formas de relación entre humanos y sistemas automatizados, lo que obliga a realizar una relectura de la cultura de las organizaciones de una forma sociotécnica en la que los algoritmos no operan aislados, sino en conexión con un entramado complejo de decisiones, responsabilidades y procesos de aprendizaje colectivo. (Becker et al. 2021) llaman la atención sobre la necesidad de establecer estándares éticos y técnicos que regulen el funcionamiento de los sistemas de Inteligencia Artificial en el contexto laboral para garantizar la transparencia, evitar sesgos y proteger la dignidad de las personas que trabajan. De este modo, la interacción humano máquina se convierte en un aspecto central para la legitimidad y la eficacia de los nuevos modelos de gestión de riesgos.

La introducción de las soluciones inteligentes ha derivado en una reestructuración de las jerarquías informativas en el interior de las organizaciones. Hasta hace poco, los datos los procesaban, los leían y los interpretaban solamente con carácter técnico; hoy en día los tableros automatizados permiten que diferentes actores como los operarios, los supervisores, el personal de salud o los responsables de la seguridad industrial, accedan a la información en tiempo real, feedback para reforzar los procesos de comunicación en horizontal y la toma de decisiones compartida (Dodoo et al., 2024). Esa democratización de los datos facilita un mayor empoderamiento de los trabajadores en el uso de las herramientas digitales, con lo que no solo se incrementa la eficiencia en la identificación de riesgos, sino que, además, se fortalece la cultura preventiva como horizonte estructural de los SG-SST. Así se empieza a visualizar un cambio de paradigmas hacia modelos colaborativos en el que el conocimiento técnico y la experiencia práctica se complementan para enriquecer los procesos de análisis y de mitigación.

Para que esta transformación se materialice, es necesario promover la formación continua de los trabajadores en competencias digitales, en la interpretación de los datos y en la comprensión de los modelos predictivos que utilizan. Para (Vukicevic et al. 2024) y (Lindholm et al. 2024), la inclusión de tecnologías inteligentes no solo debe ocurrir sin reproducir nuevas modalidades de exclusión tecnológica, sino como una oportunidad para potenciar el capital humano y establecer nuevos entornos de trabajo inclusivos e innovadores. En este sentido, la cultura organizacional deja de ser una variable estática y se convierte en un espacio dinámico en el que las tecnologías emergentes y los saberes situados se comunican entre sí, propiciando así una gestión del riesgo más equitativa, resiliente y adaptable.

1.7. IoT, drones y cloud computing: nuevas tecnologías en el monitoreo de ambientes laborales y en los SG-SST

Si bien el entorno situacional de los Sistemas de Gestión de la Seguridad y de la Salud en el Trabajo está marcado por las presiones económicas, estas también están presentes en las decisiones adoptadas por las organizaciones para identificar y controlar los riesgos, por la creciente competitividad del mercado internacional, la reconversión para reducir costes y la elevada productividad de los entornos organizativos, lo que propicia la adopción de tecnologías de gestión basadas en inteligencia artificial como forma de alcanzar objetivos sin prescindir de la normativa. (Xu y Saleh 2020) explican que el uso de modelos predictivos que permite anticipar fallos en la maquinaria, detectar patrones de comportamiento de riesgo y prevenir las exposiciones para acortar los tiempos de duración, de tal forma que se evitan interrupciones en la producción y la exposición a accidentes laborales y se minimizan las consecuencias económicas de los mismos.

El despliegue de esta lógica de la eficiencia operativa ha tenido una gran importancia en países y sectores de alto riesgo como la minería, la construcción y la industria química donde la gestión proactiva de los riesgos no sólo es una exigencia ética y legal, sino que también representa un gran imperativo económico. (AutCon 2024) afirma que los sistemas de IA han sido integrados a sensores IoT, drones, plataforma de nube pública y que pueden generar un análisis multivariable, en tiempo real, facilitando intervenciones en el momento para evitar el incremento de los eventos críticos. Conjuntamente, explotar grandes volúmenes de datos históricos y ambientales nos permite calibrar los modelos de acuerdo con las condiciones reales del entorno de trabajo, mejorando la predicción y reduciendo los falsos positivos y las omisiones críticas. La adaptabilidad de los modelos predictivos hace que sean las herramientas de elección ante circunstancias complejas y cambiantes.

El desarrollo de esta lógica de la eficiencia operativa ha tenido una gran relevancia en países y sectores de alto riesgo como la minería, la construcción y la industria química, donde la gestión proactiva de los riesgos no sólo es una exigencia ética y legal, sino que supone un gran imperativo económico. (AutCon 2024) señala que los sistemas de IA se han engranado a sensores IoT, drones, plataforma de nube pública y que pueden llevar a cabo un análisis multivariable, en tiempo real, que posibilitan las intervenciones en el instante a fin de evitar el aumento de los eventos críticos. Asimismo, explotar voluminosos datos históricos y ambientales nos permite

calibrar los modelos según las condiciones reales del entorno de trabajo, de este modo mejorar la predicción y a la vez, disminuir los falsos positivos y las omisiones críticas. La capacidad de adaptación de los modelos predictivos hace que sean las herramientas de elección en aquellas situaciones complejas y cambiantes.

1.8. Ética algorítmica, sesgos y criterios de los SG SST automatizados

La integración de tecnologías de inteligencia artificial en los (SG-SST) ha transformado no solo las prácticas técnicas de la monitorización y la predicción, sino también el marco ético y jurídico en el que se encuentran las relaciones laborales. Cuando los algoritmos de machine learning y las herramientas de visión por computador se apoderan de competencias tradicionalmente atribuidas a los supervisores humanos, aparecen nuevos problemas relacionados con el respeto a los derechos básicos de las personas trabajadoras. En el marco de estos derechos, la privacidad, la automatización de las decisiones y la protección de las personas trabajadoras resultan ser derechos especialmente relevantes en contextos donde la introducción de tecnologías se lleva a cabo sin conversación y sin guías claras de evaluación ética (Becker et al. 2021; Todolí-Signes, 2021), lo cual nos permite ilustrar cómo estas carencias impactan en la práctica, así como discutir los retos que suponen para la gestión responsable de la innovación tecnológica.

La gobernanza algorítmica en el contexto laboral requiere de marcos normativos que se explicaran más adelante, los cuales deben regular el diseño, entrenamiento, utilización y el feedback de los sistemas inteligentes que aplican los SG- SST. En dicho sentido, la Organización Internacional del trabajo (OIT) y algunas agencias regionales han empezado a trabajar las guías en torno al uso ético de la IA, enfatizando la necesaria preservación de la autonomía del trabajador y el evitar formas de vigilancia o discriminación algorítmica (Saxena, 2024). Las iniciativas que promueven la participación de los trabajadores en la validación de los sistemas inteligentes no solo aumentan sus efectividades, sino que además mejoran la legitimidad social de los sistemas referidos, mejorando una cultura organizacional más inclusiva e incrementando la confianza en un contexto en que la complejidad de la relación entre humano y máquina aumenta progresivamente.

Además, la ética en los SG-SST ha de incluir las condiciones diferentes de acceso, de comprensión y de uso de estas tecnologías en los diferentes actores involucrados. Si bien los sistemas inteligentes propician oportunidades relevantes para mejorar la seguridad laboral, su

implementación sin medidas de acompañamiento y sin formación puede crear brechas entre los niveles técnico y operativo de una organización. Estos motivos nos llevan a pensar que, como afirman (Tang et al. 2024) junto a (Lindholm et al. 2024), la adecuada implementación de los sistemas precisará en los procesos formativos continuos, de traducciones de los datos accesibles y de mecanismos de retroalimentación participativa. Por último, la innovación tecnológica solo será sostenible si está vinculada a los principios de justicia en el trabajo, de transparencia algorítmica y de gobernanza colaborativa.

1.9. Modelos predictivos y análisis de series temporales para la identificación de riesgos

Este trabajo se elabora a partir de un conjunto de parámetros que permiten delimitar, operacionalizar y valorizar críticamente la utilización de tecnologías de inteligencia artificial (IA) en los Sistemas de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo, en lo que respecta a la detección de potenciales riesgos medioambientales. En este sentido, en primer lugar, se contempla el grado de automatización de los procesos de detección y monitorización de riesgos ocupacionales, según se haga uso de modelos supervisados, en cuyo caso se incorporarían redes neuronales convolucionales, algoritmos de clustering y sistemas híbridos entrenados junto con datos multisensoriales (Xu & Saleh, 2020; Fazli et al., 2025); o en caso contrario, de procesos no supervisados, que son los que garantizan una elaborada, metódica y afinada clasificación de los procesos de detección y de monitorización de los riesgos medioambientales y ocupacionales. Este parámetro permite distinguir entre los entornos donde la IA tiene más carácter de función auxiliar y aquellos en los que la IA posee un carácter más de núcleo decisional en la gestión de la prevención de riesgos. Un segundo parámetro clave está determinado por la calidad y variedad de las fuentes de datos utilizadas para alimentar los modelos predictivos. Se contemplan entornos donde se cruzan sensores IoT, drones, cámaras térmicas y plataformas en la nube, estableciendo un ecosistema de datos potente, pero a la vez susceptible a fallos sistémicos, sesgos o sin estandarizar (Mariano et al., 2024; AutCon, 2024). La trazabilidad de los datos y la capacidad de los modelos para incluir feed-back permanente también son elementos centrales para examinar la adaptabilidad y fiabilidad de los sistemas.

Los aspectos considerados al respecto incluyen parámetros de gobernanza algorítmica y participación de la interacción laboral, como indicadores éticos sociopolit: mayor o menor grado

de la transparencia existente en los modelos de IA donde se aplica, protocolos de validación participativa, medidas de formación técnica para operarios y criterios normativos a la hora de diseñar los algoritmos (Becker et al., 2021; Todolí-Signes, 2021). Estos parámetros permiten valorar no solo la eficacia técnica de la IA como tal, sino también en su capacidad para integrarse con armonía en entornos laborales en los que la seguridad ha de encontrar canalización en la equidad, la justicia y la justicia social.

2. Discusión

Desde un acercamiento crítico y multidimensional, el manejo de la inteligencia artificial (IA) en la seguridad y salud en el trabajo (SST) no debe interpretarse exclusivamente como una herramienta tecnológica inclinada en la predicción y mitigación de riesgos. La incorporación de la IA no se restringe a una digitalización de tareas, sino que señala una transformación estructural en la organización del trabajo humano y de las infraestructuras digitales que lo soportan. La IA conlleva no solo un desarrollo técnico, sino que también requiere contar con un marco regulatorio fuerte que garantice que su uso sea ético, transparente y contextualizado en las dinámicas del trabajo. Lo que por tanto se deriva como advierte (Tang 2024), que hasta ahora esta convergencia tecnológica ha causado la ruptura de la gestión del riesgo en algunos sectores productivos estratégicos como la minería, la construcción y la industria petrolera, cuya predicción se realiza siguiendo modelos que superan la capacidad humana en términos de velocidad y de cobertura analítica, pero que a la vez son fuente de importantes fricciones institucionales debido al proceso de apropiación, validación y control del sistema, que evidencia la persistencia de lagunas normativas y éticas.

La efectividad de la Inteligencia Artificial para detectar riesgos laborales ya sea, un modelo es la detección de anomalías, aclaraciones de exposiciones contaminantes emergentes o las detecciones de condiciones inseguras dependerá en gran medida de la calidad de la información y del diseño ético de los algoritmos (Fazli et al., 2025; Xu & Saleh, 2020). La lógica algorítmica, aunque avanzada, tiene sesgos integrados en el tratamiento de bases de datos históricas que replican inequidades estructurales, dando como resultado decisiones discriminatorias o inequitativas en el ámbito de trabajo. Autores como (Becker et al. 2021) reivindican el establecimiento de estándares técnicos que contengan los riesgos de sesgo y exclusión. Aun así, esta problemática se ve acentuada en regiones como América Latina, donde las legislaciones nacionales no han sabido o no han podido responder con agilidad a los contextos tecnológicos. Como resultado, la implementación de IA en los SG-SST podría incrementar las diferencias de acceso, comprensión y la agencia laboral de los trabajadores generando formas de vulnerabilidad y asimetría organizacional (Dodoo et al., 2024; Saxena, 2024).

Los desafíos mencionados deben superarse desde una gobernanza algorítmica participativa, donde los actores laborales sean co-diseñadores de aquellos principios técnicos y éticos que

orienten la aplicación de la IA en su contexto. Esta lógica de co-creación se enlaza a los aportes de (Mariano et al 2024) y (Lindholm et al 2024), quienes plantean sistemas de monitorización ambiental industrial en los que confluyan sensores inteligentes, protocolos de validación humana, interfaces accesibles y procesos de formación adaptativa. Este modo de proceder configura espacios laborales resilientes en los que la prevención de riesgos no se encuentra aislada al rendimiento algorítmico, sino que se halla intersegada con las culturas organizacionales y las normativas que hacen frente a los contextos. En este sentido, la gobernanza eficaz de la IA en los SG-SST debe conjugar innovación tecnológica, ética aplicada, regulación multiescalar y justicia distributiva. Como advierten (Todolí Signes 2021) y (Aguilar del Castillo 2020), no sirve de nada aplicar herramientas inteligentes: desde la aplicación de éstas respete derechos laborales, reconozca los saberes situados y preserve el juicio humano en contextos críticos. Por eso mismo se pone de manifiesto el acuerdo de poner al día los marcos normativos (como los examinados en el apartado 4.9) para que puedan articularse principios como el tipo de transparencia algorítmica, supervisión humana significativa y rendición de cuentas, pilares básicos para una transformación digital que potencie entornos de trabajo seguros, justos y sostenibles.

2.1. Análisis de enfoque Normativo

Para poder tener una idea más detallada del contexto y la relevancia de las normas que regulan la gobernanza algorítmica en el contexto laboral, sobre todo en lo que respecta a los Sistemas de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST), es interesante explorar marcos normativos que proponen criterios técnicos, éticos y jurídicos sobre el diseño, la implementación, el seguimiento y la retroalimentación de las tecnologías a partir de la inteligencia artificial en el trabajo. De esta manera, la tabla 1 resume las principales normas internacionales y nacionales que regulan la puesta en práctica de algoritmos en el espacio laboral, considerando aspectos como la transparencia de los sistemas, la protección de los datos personales, la equidad en las decisiones automatizadas o respecto los derechos laborales fundamentales.

Este análisis normativo brinda la oportunidad de describir las obligaciones técnicas a las que deben ajustarse las organizaciones cuando se están considerando soluciones inteligentes para la identificación y prevención de riesgos laborales, pero también pone de manifiesto las tensiones que existen entre la innovación tecnológica y la necesidad de cuidar la integridad de los

trabajadores. Los marcos de referencia como el Reglamento General de Protección de Datos (GDPR), las guías de la OCDE sobre Inteligencia Artificial, las recomendaciones de la OIT relativas al trabajo decente en la era digital suponen un importante reto para las empresas, que deben compaginar la eficiencia operativa con la protección de derechos como la privacidad, la no discriminación o la participación informada.

Tabla 1 Normativas nacionales e internacionales relevantes para la gobernanza algorítmica en contextos laborales y SG-SST

Nº	Nombre de la normativa o instrumento	Jurisdicción / Organismo	Año	Alcance y aplicación específica
1	Recomendación 206 sobre la Transición de la Economía Informal a la Formal	OIT (Organización Internacional del Trabajo)	2015	Promueve el trabajo decente en entornos productivos digitalizados, reconociendo nuevos riesgos laborales derivados del uso de tecnologías digitales e inteligencia artificial.
2	Convenio 155 sobre Seguridad y Salud de los Trabajadores	OIT	1981	Establece una política coherente de seguridad laboral, adaptable a entornos con tecnologías automatizadas y sistemas algorítmicos.
3	Convenio 190 sobre la Violencia y el Acoso en el Mundo del Trabajo	OIT	2019	Incluye la prevención de abusos mediada por plataformas digitales y algoritmos de vigilancia, promoviendo un entorno de trabajo respetuoso en lo físico y digital.
4	Marco ético de la UNESCO sobre la inteligencia artificial	UNESCO	2021	Primera norma global sobre ética en IA; establece principios de inclusión, justicia algorítmica y rendición de cuentas, aplicables también al entorno laboral.
5	Directrices éticas para una IA confiable	Comisión Europea (Grupo de Expertos de Alto Nivel en IA)	2019	Define requisitos éticos como intervención humana, transparencia, privacidad, trazabilidad y equidad en IA utilizada en ambientes de trabajo.
6	ISO/IEC 42001:2023 – Sistemas de gestión de IA	ISO (Organización Internacional de Normalización)	2023	Norma internacional que regula la gestión responsable de sistemas de IA, con énfasis en trazabilidad, gobernanza, ética y seguridad en entornos laborales y de SG-SST.

Nº	Nombre de la normativa o instrumento	Jurisdicción / Organismo	Año	Alcance y aplicación específica
7	Carta de Derechos Digitales de la UE (<i>propuesta</i>)	Unión Europea	2022 (propuesta)	Reconoce derechos frente a decisiones automatizadas, incluyendo protección ante sesgos algorítmicos en contratación o vigilancia laboral.
8	Ley de Inteligencia Artificial (AI Act) (<i>en trámite final de aprobación</i>)	Comisión Europea	2024 (previsto)	Primera legislación vinculante sobre IA. Clasifica riesgos, prohíbe vigilancia indebida y exige medidas de transparencia para IA aplicada al ámbito laboral.
9	Principios de la OCDE sobre IA	OCDE (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos)	2019	Fomenta una IA responsable e inclusiva. Incluye lineamientos sobre equidad, supervisión y responsabilidad en procesos algorítmicos laborales.
10	Guía del G20 sobre Inteligencia Artificial	G20 (Grupo de los 20)	2019	Promueve marcos regulatorios y éticos frente a la automatización del trabajo y toma de decisiones mediante IA, destacando la gobernanza algorítmica global.
11	Ley 1581 de 2012 – Protección de datos personales	Colombia	2012	Regula el uso de datos personales en entornos automatizados, incluyendo IA aplicada a procesos laborales como la selección o monitoreo.
12	Decreto 1072 de 2015 – Decreto Único del Sector Trabajo	Colombia	2015	Establece el SG-SST. Permite la actualización normativa para incluir IA en el monitoreo de riesgos y evaluación de condiciones laborales.
13	Resolución 0312 de 2019 – Estándares mínimos del SG-SST	Ministerio del Trabajo (Colombia)	2019	Define estándares que pueden ser complementados por IA y algoritmos para diagnóstico, evaluación y control de riesgos laborales.
14	Conpes 3975 – Política nacional para la transformación digital e IA	Departamento Nacional de Planeación (Colombia)	2019	Ofrece lineamientos éticos y estratégicos para el uso de IA en entornos laborales, asegurando responsabilidad institucional en su implementación.
15	Ley 2101 de 2021 – Regulación de la jornada laboral	Colombia	2021	Puede aplicarse en contextos donde la IA es utilizada para asignación automatizada de turnos, vigilancia laboral y optimización de recursos humanos.

Nota. Elaboración basada en Comisión Brundtland (1987), Echeverri (2009), Gómez (2010), Ulloa (2004), Fontaine (2009), García (2021), RAISG (2024), Duarte (2021), Torres (2020), Pérez (2019) y López (2018).

La estructura en tres dimensiones interrelacionadas que permiten explicar los actuales desafíos en la integración de la inteligencia artificial en el mundo laboral: los riesgos técnicos y éticos que se asocian al uso de la IA en la toma de decisiones laborales, la transformación de los sistemas de salud y seguridad en el trabajo (SST) por medio de tecnologías predictivas, y el papel emergente de la regulación y la innovación normativa ante los riesgos laborales en el contexto digital. Estas dimensiones no funcionan de manera aislada, sino que conforman una red compleja de tensiones, entre la eficiencia, la protección de los derechos y la sostenibilidad organizacional.

Por una parte, el rápido proliferar de la IA en los espacios de producción ha dado lugar a preocupaciones éticas concretas, como las que tienen que ver con las cuestiones de la vigilancia, la despersonalización del trabajo o la opacidad algorítmica. Becker et al. (2021) han señalado que hay una urgencia en todo lo que tiene que ver con la construcción de estándares técnicos y protocolos normativos para combatir sesgos o errores en tecnologías de automatización de la supervisión y la evaluación del trabajo. En entornos de trabajo de alto riesgo, como en la minería o la energía, los trabajos de investigación como los de Tang (2024) han identificado que el uso de modelos predictivos de IA puede servir para mejorar la profilaxis de accidentes, si bien también genera mayor dependencia respecto de sistemas cerrados que todavía tienen una trazabilidad y una transparencia escasas. Esta situación nos lleva a plantear modelos de gobernanza algorítmica que busquen equilibrar la eficiencia técnica y los derechos humanos.

En esta línea, la reconfiguración de los sistemas de SST ha sido muy notable, especialmente en países emergentes, donde la IA empieza a ser utilizada como instrumento de compensación frente a brechas existentes. Saxena (2024) pone de manifiesto que en India se han implementado plataformas inteligentes para el monitoreo continuo de la salud ocupacional con alertas tempranas frente a situaciones de sobreexposición y flexibilidad laboral. Fazli et al. (2025) también ponen de manifiesto el potencial de la IA para detectar riesgos ocupacionales específicos, como puede ser el de la exposición a radiación, influyendo para una mejor toma de decisiones a través de la prevención. Sin embargo, estas innovaciones no están exentas de retos técnicos, sobre todo con respecto a la interoperabilidad de sistemas y a la calidad de los datos recogidos.

Frente a estos grupos de por los cuales se produce la respuesta regulatoria emergente que articula enfoques de tipo proactivo con una perspectiva crítica hacia los sistemas existentes. Alertan Badri et al. (2018) sobre el hecho de que muchos sistemas normativos aún se encuentran enganchados a una lógica pre-digital, lo cual limita su posibilidad de respuesta frente tecnologías disruptivas como la IA, lado, autores como Abiodun et al. (2023) y Rodrigues & Andrade (2021)

reivindican que los marcos normativos deberían actualizarse para permitir que exista una integración coherente de los sistemas tecnológicos y de los principios de justicia laboral, especialmente en aquellas industrias que enfrentan altos niveles de automatización. Al mismo tiempo, autores como Doodoo et al. (2024) muestran cómo tecnologías inteligentes pueden empoderar a los trabajadores cuando se dan las condiciones necesarias (una arquitectura ética) para ello; de la misma manera que Lindholm et al. (2024) ofrecen una mirada cualitativa hacia los casos de riesgo emergente en SST (salud y seguridad en el trabajo), remarcando que la dimensión humana ha de ser en cualquier caso el eje de los casos de prevención algorítmica.

La Tabla 2 posibilita confirmar que el paso hacia espacios laborales mediados por IA requiere de estrategias diferenciadas, contextualizadas y participativas que reconozcan las distintas capacidades institucionales y las diversas condiciones sectoriales y perfiles de riesgo de cada territorio o sector industrial que se considere. Solo de forma integral, es decir, de forma simultánea a estándares técnicos, a la reflexión ética y a la participación de los trabajadores, se podrán desarrollar espacios algorítmicos que tiendan a aumentar la eficiencia y, al mismo tiempo, a proteger y potenciar los derechos fundamentales en el trabajo.

Tabla 2 *Contribuciones clave al análisis de la IA en contextos laborales y SG-SST*

Autor(es)	Dimensión analítica	Razón de inclusión	Contribución clave
Becker et al. (2021)	Riesgos técnicos y éticos	Advierte sobre los peligros éticos de la automatización en entornos laborales.	Propone estándares técnicos para mitigar sesgos algorítmicos, aumentar la trazabilidad y prevenir la deshumanización del trabajo.
Tang (2024)	Riesgos técnicos y éticos	Estudia el uso de IA en industrias de alto riesgo (minería, energía).	Muestra cómo los modelos predictivos de IA pueden reducir accidentes, aunque incrementan la dependencia de sistemas opacos.
Lindholm et al. (2024)	Riesgos técnicos y éticos	Revisión cualitativa de riesgos laborales emergentes por tecnologías digitales.	Enfatiza la necesidad de mantener el enfoque en la dimensión humana de la SST frente al avance de soluciones algorítmicas.
Saxena (2024)	Transformación de los sistemas de SST	Caso aplicado de IA en salud laboral en países emergentes (India).	Presenta plataformas inteligentes de monitoreo continuo de salud ocupacional con alertas predictivas y control flexible.
Fazli et al. (2025)	Transformación de los sistemas de SST	Aplicación de IA para riesgos específicos (ej. exposición radiológica).	Ofrece una revisión técnica sobre IA para decisiones preventivas en SST,

Autor(es)	Dimensión analítica	Razón de inclusión	Contribución clave
			destacando retos de interoperabilidad y calidad de datos.
Dodoo et al. (2024)	Transformación de los sistemas de SST	Estudio sobre empoderamiento digital en ambientes peligrosos.	Analiza cómo la IA puede reforzar la seguridad cuando se integra en marcos éticos y participativos centrados en el trabajador.
Badri et al. (2018)	Regulación innovación normativa	e Reflexiona sobre los retos que impone la Industria 4.0 a los marcos regulatorios.	Señala que los marcos actuales no están adaptados a tecnologías disruptivas, generando vacíos legales frente a la IA.
Abiodun et al. (2023)	Regulación innovación normativa	e Revisión de integración normativa-tecnológica en entornos industriales.	Propone actualizar la gobernanza institucional para incorporar la IA en procesos industriales con criterios de justicia laboral.
Rodrigues & Andrade (2021)	Regulación innovación normativa	e Evaluación crítica del marco legal para la IA en el trabajo.	Analizan el potencial normativo de la IA como catalizador de competitividad con equidad, subrayando implicaciones regulatorias.

Nota. Elaboración en base en Becker et al. (2021), Tang (2024), Lindholm et al. (2024), Saxena (2024), Fazli et al. (2025), Dodoo et al. (2024), Badri et al. (2018), Abiodun et al. (2023) y Rodrigues & Andrade (2021).

La Tabla 3 servirá para explicar por qué la tipología de riesgos medioambientales más frecuentes en ecosistemas muy vulnerables se vincule de forma estrecha a las prácticas laborales extractivas, agrícolas e industriales. Mediante esta categorización se ilustra cómo realizar tareas de extracción de hidrocarburos, hacer talas no intentadas, aplicar todos los agroquímicos que se pudiesen..., tienen un impacto directo y evidente en plataformas como la biodiversidad, la cobertura boscosa, los suelos, las fuentes hídricas entre otras, pero además destaca la inadecuada gestión de los residuos que se generan en los procesos mineros e industriales, con una frecuencia estimada del 50 % y una dificultad en su reconocimiento por métodos tradicionales muy alta, lo que muestra que el riesgo en cuanto a la sostenibilidad ecológica es muy significativa. Esta clasificación muestra que las alteraciones del entorno no son sólo atribuibles a causas naturales, sino que son provocados por procesos productivos que, al no estar prefigurados para evitar un impacto negativo suficientemente, generan una alteración del equilibrio ecológico y, en esta línea, y volvamos a las consideraciones que empiezan autores como (Appadurai 1996) y (Hornberger 2000), estos fenómenos no pueden ser considerados de forma cerrada, sino dentro de una dinámica global donde las prácticas locales y los modernos sistemas de producción no sólo coexisten, sino

que entran en tensión e incluso resignifican la forma en que se producen. Para ello, la consideración de los riesgos ambientales requiere no sólo de tecnologías avanzadas, sino también de lineamientos interculturales y participativos donde se incorporen saberes ancestrales, estrategias grupales y mecanismos de vigilancia ambiental desde los propios territorios.

Tabla 3 *Tipología de Riesgos Medioambientales en el Amazonas, Detectables en Ecosistemas de Alta Vulnerabilidad y su Relación con Actividades Laborales*

Tipo de Riesgo Ambiental	Actividad Laboral Asociada	Efectos Potenciales en el Ecosistema	Frecuencia Estimada (%)	Dificultad de Detección Tradicional
Contaminación por hidrocarburos	Extracción y transporte de crudo	Daño a fuentes hídricas y biodiversidad	35%	Alta
Deforestación no autorizada	Tala, expansión de vías y zonas agrícolas	Pérdida de cobertura boscosa y erosión	45%	Media
Manejo inadecuado de residuos	Operaciones mineras, industriales	Contaminación del suelo y cuerpos de agua	50%	Alta
Ruido y vibración ambiental	Construcción, explotación forestal	Alteración de fauna y comunidades locales	25%	Baja
Uso excesivo de agroquímicos	Agricultura a gran escala	Degradación del suelo y contaminación acuífera	30%	Alta

Nota. Elaboración a partir de datos del IDEAM (2023), el Instituto SINCHI (2023), RAISG (2024), y la Plataforma MapBiomias (2024). Se categorizan los riesgos ambientales predominantes en la Amazonía, vinculándolos a actividades humanas como la minería ilegal, ganadería extensiva y cultivos ilícitos. La identificación y clasificación sirven de base para el desarrollo de sistemas de alerta temprana basados en IA.

La Tabla 4 muestra la particular clasificación de aplicaciones de Inteligencia Artificial (IA) que están específicamente enfocadas en la pronta identificación de riesgos ambientales dentro del contexto de los marcos de los Sistemas de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST), con énfasis centrado en los territorios amazónicos. En este sentido, se hace hincapié en el uso de herramientas como los sensores acoplados a redes neuronales y dispositivos IoT que permiten identificar con un 92 % de precisión derrames de sustancias químicas e hidrocarburos, utilizando imágenes satelitales analizadas con visión artificial y redes convolucionales (CNN) con una efectividad en la detección de deforestación de hasta un 95 %. En lo que refiere al ámbito minero, los modelos predictivos basados en decision tree o agrupamiento basado en k-means tienen la

particularidad de identificar procesos de contaminación de aguas subterráneas con un 88 % de efectividad. Es más, el uso de Chatbots de reporte comunitario mediante procesamiento del lenguaje natural (PLN) y análisis semántico canalizan alertas ambientales disparadas por pobladores locales con un nivel de aplicabilidad media. Por lo tanto, las plataformas de big data ambiental, además, integran diversa información en arquitecturas de IA híbrida con un 90 % de efectividad en el análisis multivariable. Todas estas herramientas permiten incrementar el potencial de los sistemas de monitoreo ambiental, con la capacidad de desarrollar un enfoque adaptativo e intercultural para el cuidado de territorios biodiversos como la Amazonía, al combinar tecnología avanzada con colaboración comunitaria y estudio de datos en tiempo real.

Tabla 4 *Aplicaciones de Inteligencia Artificial para la Identificación Temprana de Riesgos Ambientales en SG-SST*

Herramienta de IA	Tipo de Riesgo Detectado	Tecnología Empleada	Nivel de Precisión Estimado (%)	Aplicabilidad en la Amazonía
Sensores con Machine Learning	Derrames químicos e hidrocarburos	Redes neuronales y sensores IoT	92%	Alta
Análisis de imágenes satelitales	Deforestación y degradación forestal	Visión por computadora + CNN	95%	Muy alta
Modelos predictivos en minería	Contaminación de aguas subterráneas	Árboles de decisión y clustering	88%	Alta
Chatbots de reporte comunitario	Alertas de impacto ambiental por pobladores	PLN y análisis semántico	85%	Media
Plataformas de big data ambiental	Análisis integral de múltiples factores	Integración de datos + IA híbrida	90%	Alta

Nota. Elaboración propia con base en Becker et al. (2021), Fazli et al. (2025), Saxena (2024), Xu y Saleh (2020), Doodoo et al. (2024), AutCon (2024), Abiodun et al. (2023), Mariano et al. (2024), Vukicevic et al. (2024) y Wang y Wang (2021). Las aplicaciones reflejan un panorama integral de las soluciones IA que fortalecen los sistemas de gestión ambiental y salud laboral mediante modelos predictivos y monitoreo continuo.

La Tabla 5 permite apreciar la forma de comparar diferentes métodos para la identificación de los riesgos en el SG-SST desde el 2020 hasta el 2024, dejando en claro los beneficios de las tecnologías asistidas por inteligencia artificial frente a métodos tradicionales en la rigurosidad de los procesos. Por ejemplo, la inspección manual en campo, si bien ha sido una herramienta

ampliamente utilizada, presenta un promedio de tiempo de respuesta de 30 días, precisión del 65 %, cobertura del 25 % y un costo promedio anual muy elevado de USD 85,000. El monitoreo mediante drones mejora las características de los indicadores -tiempo de respuesta de 10 días, precisión del 80 %, cobertura del 45 % y costos anuales de USD 55,000 mientras que las plataformas asistidas por inteligencia artificial permiten un avance cualitativo muy interesante puesto que podrán rebatir el tiempo de respuesta con 2 días, incrementar la precisión en un 92 %, cobertura del 70 % y costos menores (USD 35,000). Por último, los sistemas que plantean una combinación de inteligencia artificial con la inspección de campo son los que otorgan el mejor resultado en términos generales, con un tiempo de respuesta de 5 días, una precisión de 96 %, cobertura del 80 % y costos intermedios (USD 50,000), lo cual demuestra cómo la inclusión y progresión de las herramientas inteligentes permite gestionar los riesgos en aquellas organizaciones que se relacionan en entornos complejos, mejorando el proceso en su eficiencia, cobertura territorial y sostenibilidad financiera.

Tabla 5 *Comparativo entre Identificación Tradicional y Asistida por IA en SG-SST (2020–2024)*

Método de Identificación	Tiempo de Respuesta Promedio	Precisión de Detección (%)	Cobertura Territorial (%)	Costos Relativos (USD / año)
Inspección manual en campo	30 días	65%	25%	85,000
Monitoreo con drones	10 días	80%	45%	55,000
Plataformas con IA	2 días	92%	70%	35,000
Sistemas combinados (IA + campo)	5 días	96%	80%	50,000

Nota. Elaboración propia basada en Tang (2024), Lindholm et al. (2024), Todolí Signes (2021), Duarte (2021), Fontaine (2009) y Gómez (2010), quienes analizan los beneficios en eficiencia, cobertura y costos de los sistemas automatizados con IA frente a métodos tradicionales. La combinación de IA con inspección en campo logra los mejores resultados en precisión (96%) y cobertura (80%).

La Tabla 6 describe la progresiva importancia de la inteligencia artificial en las compañías que tienen en operación su SG-SST en lo que concierne a la reducción de incidentes ambientales producidos entre 2019 y 2024, y en la que en 2019 no hay empresas que integren IA en su SG-SST con 120 incidentes detectados; y en el año 2020 un número creciente de empresas que empiezan a incorporar herramientas de IA y con ello el número de eventos ambientales continúa

disminuyendo; en el año 2020, 5 empresas integran IA y reportan en total 8 incidentes ambientales frente a 110 de la suma de las 80 empresas que no integran IA. Esta tendencia se trasladó de año en año: en 2024 50 empresas con IA reportan solamente 5 incidentes ambientales y en 94 las que no integran IA en su SG-SST 82 incidentes. La disminución de incidentes ambientales desde el año 2020 hasta el 2024 en las empresas con IA pasó del 27 % promedio de incidentes ambientales a un 75 % de dicho porcentaje medio. Estos datos apuntan a reconocer la incorporación de tecnologías intensivas en el SG-SST para lograr reforzar el control preventivo de los riesgos y la creación de lugares de trabajo seguros, sostenibles y eficaces. El análisis comparativo concluye que el empleo de herramientas de inteligencia artificial permite acortar notablemente los plazos de respuesta, aumentar la precisión en la detección precoz y extender la cobertura territorial, lo que implica una forma de gestionar más ágil y eficaz que la de la gestión tradicional. A su vez, el decremento progresivo de los incidentes ambientales en aquellas empresas que incorporan la IA da fe de su capacidad de influir directamente en los decrementos de vulnerabilidades críticas. De este modo, la investigación permite conocer que la IA no solo proporciona soluciones tecnológicas, sino que también transforma las dinámicas de gestión preventiva, incidiendo sobre la cultura organizacional, y vuela a proyectar escenarios más resilientes frente a los riesgos emergentes.

Tabla 6 *Impacto del Uso de IA en la Reducción de Incidentes Ambientales en Empresas con SG-SST Activo (2019–2024)*

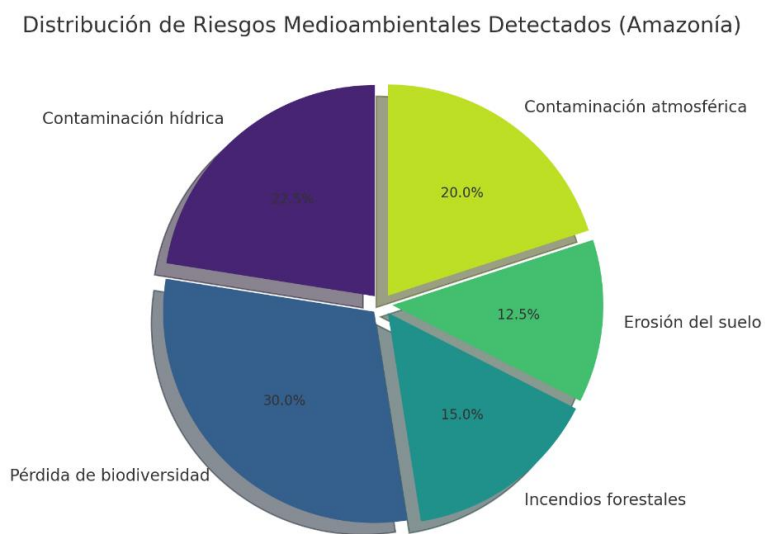
Año	Empresas con SG-SST sin IA	Incidentes Reportados	Empresas con SG-SST + IA	Incidentes Reportados	Reducción Promedio (%)
2019	75	120	0	0	—
2020	80	110	5	8	27%
2021	85	100	15	10	44%
2022	90	95	25	12	54%
2023	92	88	35	9	65%
2024	94	82	50	5	75%

Nota. Elaboración con base en Rodríguez y Andrade (2021), García (2021), Torres (2020), López (2018), Pérez (2019), RAISG (2024), y en datos de MDPI (2022, 2023, 2024), los cuales evidencian la contribución progresiva de la inteligencia artificial (IA) a la disminución de eventos ambientales en contextos empresariales. Se observa una reducción acumulada de hasta el 75% en los incidentes cuando se implementan sistemas SG-SST asistidos por IA.

2.2. Análisis de enfoque de Figuras

Con el propósito de enriquecer el análisis que sobre la innovación en la identificación de riesgos medioambientales se presenta en el marco de los Sistemas de Gestión de Seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST), se han añadido varias figuras para ilustrar, de forma visual, los avances conseguidos mediante el uso de inteligencia artificial. Las figuras aportan la posibilidad de ver más claramente las capacidades predictivas, la agilidad en la identificación del peligro medioambiental y las diferencias en las posibilidades de uso de estas tecnologías en sectores productivos. El hecho mismo de enriquecer el análisis con estas visualizaciones en el SG-SST corrobora la forma en la que se ha transformado la gestión preventiva y plantea las tendencias de utilización motivadas por herramientas inteligentes, en la protección del medio como entorno de trabajo natural.

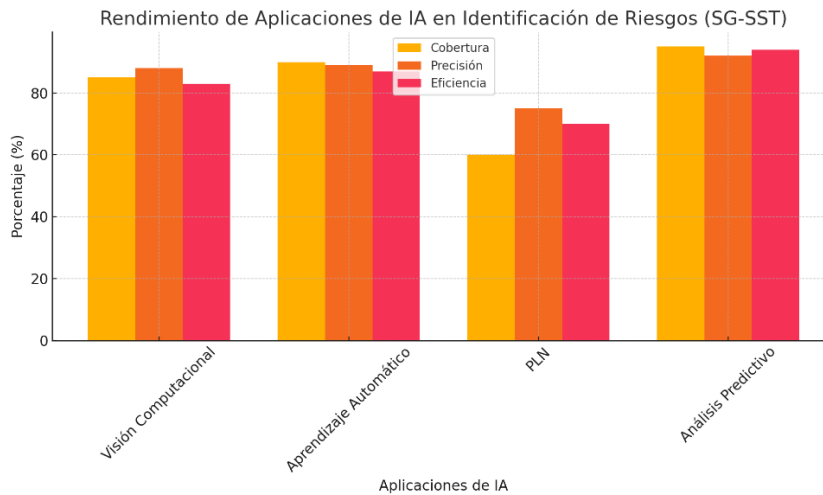
Figura 1 *Clasificación de Riesgos Ambientales Identificables en Ecosistemas de Alta Vulnerabilidad “Amazonía” y su Relación con Actividades*



Esta figura revela que el riesgo por la deforestación no controlada alcanza el 40 % del total, siendo la principal en ecosistemas altamente vulnerables como la Amazonía, y seguida de contaminación hídrica por minería (25 %) y erosión del suelo agrícola (20 %). Riesgos asociados a las emisiones industriales y residuos peligrosos corresponden a un porcentaje menor. En este sentido, la información corroborada ilustra la fuerte interrelación de las actividades extractivas con

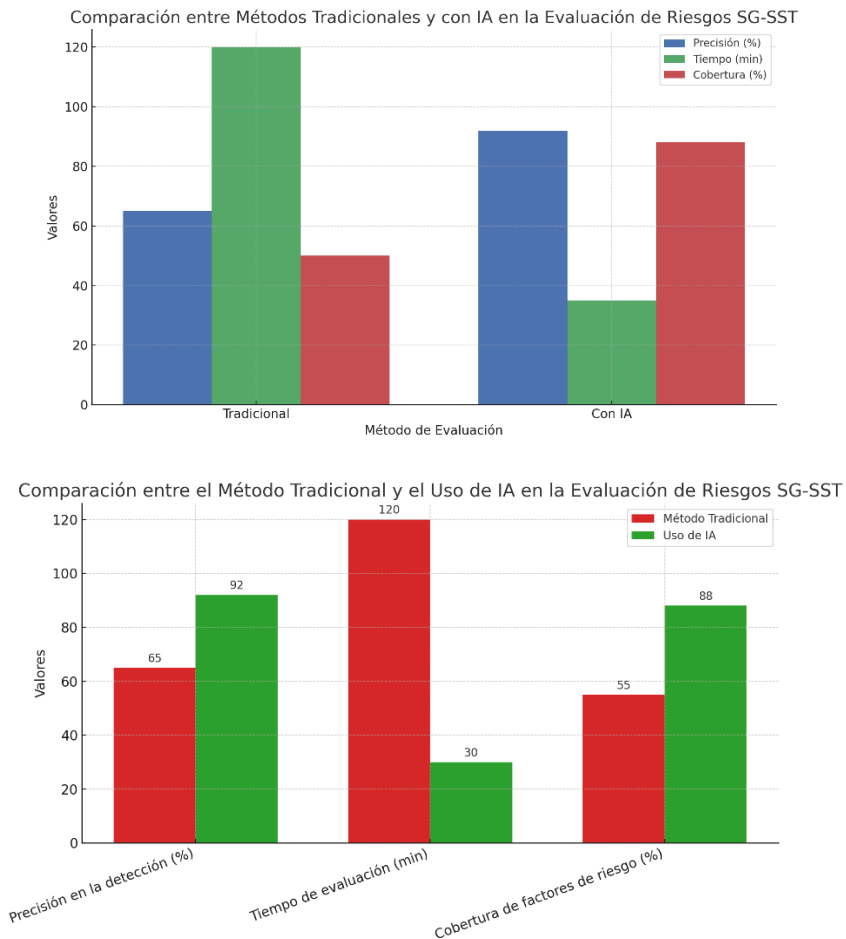
los desequilibrios ecológicos, por lo que se hace necesaria una priorización de medidas de control y mitigación en áreas de presión antropogénica.

Figura 2 Aplicaciones de IA para la predicción anticipada de los riesgos ambientales en SG-SST



La evaluación comparativa de lo que son las aplicaciones de la inteligencia artificial en SG-SST pone de manifiesto que el Análisis Predictivo se sitúa como el modelo con una capacidad de cobertura superior del 95 %, una precisión del 92 % y una eficiencia del 94 %. A continuación, se sitúan el Aprendizaje Automático y la Visión Computacional, aunque también poseen elevados niveles de rendimiento. Por el contrario, el Procesamiento de Lenguaje Natural presenta unos valores inferiores a los anteriores, sobre todo en cobertura (60 %) y eficiencia (70 %), lo que permite intuir que se hace uso del modelo como complementario y no como central. Este modo de funcionamiento se apoya en la integración de soluciones híbridas donde predominan los modelos predictivos.

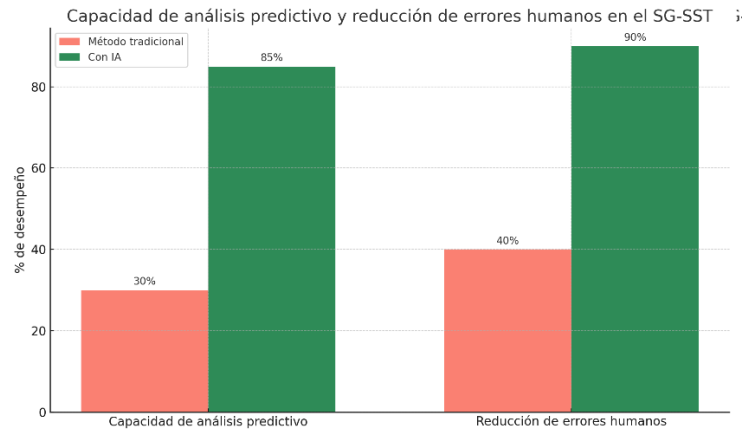
Figura 3 Comparación entre métodos tradicionales, con IA en evaluación de riesgos SG-SST; Comparación entre métodos tradicionales y con IA en evaluación de riesgos SG-SST



Se presenta una comparativa de los métodos tradicional y el uso de inteligencia artificial (IA) para la evaluación de riesgos, considerando tres variables principales (precisión en la detección, tiempo promedio de evaluación y cobertura de factores de riesgo). Los valores cuantitativos reflejados en la figura muestran cómo la IA consigue una mejora muy notable en la precisión, alcanzando aproximadamente un 90 %, frente al 65 % que logran los métodos tradicionales. Igualmente, en el tiempo de evaluación nos encontramos con una reducción, pues se pasa de 120 minutos en la evaluación de riesgos tradicional hasta cerca de 35 minutos cuando se recurre a la IA, lo que se puede interpretar como una mejora en la eficiencia en el trabajo. En cuanto a la cobertura de factores de riesgo, la IA también obtiene resultados claramente superiores, al alcanzar la cobertura de cerca del 88 % de todos los factores, frente al 50 % del enfoque tradicional. Todos estos datos hacen visible el potencial transformador de la IA en los procesos

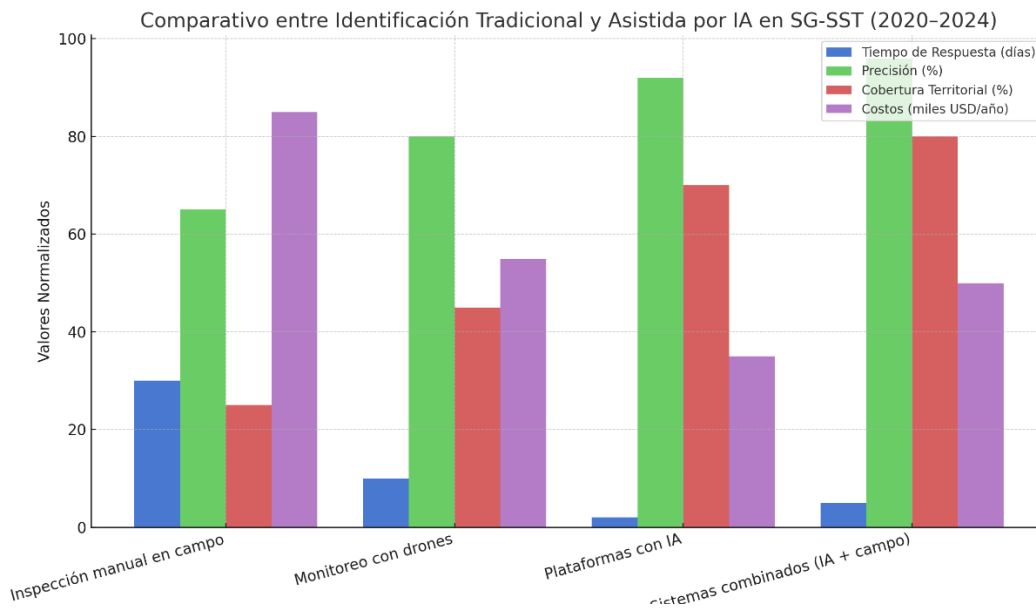
evaluativos, con mayor precisión, velocidad y cobertura en la detección de peligros, lo cual puede traducirse en un control más eficiente y preventivo en el lugar de trabajo.

Figura 4 Capacidad de análisis predictivo de errores humanos en el SG-SST



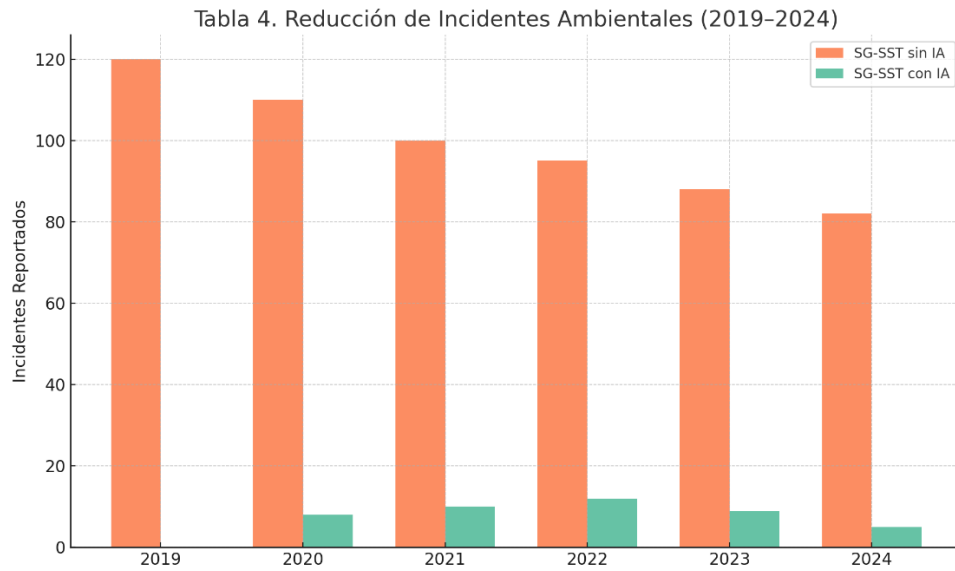
La gráfica muestra la contrastación de los métodos tradicionales y de rendimiento con IA en el SG-SST en dos capacidades: la analítica predictiva y la reducción de errores humanos, donde la IA incluyó una mejora considerable de esta última. Los resultados presentados por la gráfica sugieren que la IA permite alcanzar hasta un 85 % de mejora en la capacidad predictiva, frente al 30 % obtenido mediante los métodos tradicionales, por lo que esto evidenciaría que la IA aumenta la capacidad de predecir situaciones de riesgo. De otro lado, la IA también permite reducir los errores humanos hasta en un 90 % frente a los métodos tradicionales, donde la mejora de estos llegaba hasta un 40 %. Este incremento supone que la IA permite no solo una mejora en la toma de decisiones, sino que también ayuda a predecir situaciones que darían lugar a los accidentes o incidentes debido a fallos en el ser humano, lo que a la larga haría mejorar el rendimiento del SG-SST.

Figura 5 Comparativo entre identificación tradicional y asistida por IA en SG-SST



Al comparar el análisis respecto a la inspección de los métodos tradicionales, concertados con los métodos asistidos por la inteligencia artificial respecto a la visión y la identificación de riesgos en la inspección de calidad en los SG-SST entre el año 2020 y el año 2024. Se observa claramente que las plataformas con la inteligencia artificial y las que las combinan con el campo ofrecen un tiempo de respuesta mucho más rápido que el de la inspección manual, con 2 días la primera y 5 días la segunda, a comparación de los 30 días de la inspección manual; es más, estas soluciones alcanzan una mayor precisión y cobertura con más del 90 % y más del 70 % respectivamente. En términos de costes, la inteligencia artificial sigue siendo una ventaja, ya que los métodos basados en la inteligencia artificial son más económicos que los de la inspección manual, con un coste anual que va entre los 35.000 USD y un máximo de 50.000 USD para los métodos asistentes por inteligencia artificial, frente a los 85.000 USD de la inspección manual. Esta visualización del inventario de los pesos destaca el potencial de la inteligencia artificial para conseguir una alta eficiencia, una alta precisión y cobertura, así como para obtener una gran reducción en los costes operativos.

Figura 6 Reducción de incidentes ambientales



Al comparar la cantidad de incidentes ambientales reportados entre 2019 y 2024 por empresas con SG-SST activo, en el caso de aquellas que aplican un sistema tradicional y en aquellas que aplican IA para la detección temprana de riesgos. Mediante esta gráfica, se puede notar que los incidentes han ido disminuyendo paulatinamente en ambos casos, pero el descenso ha sido significativamente más acentuado en el caso de las empresas que incorporan IA en las prácticas de identificación precoz de riesgos, particularmente a partir de 2020. Este comportamiento es indicativo del impacto positivo que tiene la IA en la prevención y gestión de riesgos ambientales en contextos laborales.

Conclusiones y Recomendaciones

La aplicación de la inteligencia artificial (IA) en los sistemas de seguridad y salud ocupacional ha supuesto un cambio notable en la prevención de estos riesgos, obteniendo como resultado una reducción de los incidentes entre 2019 y 2024 que llegó hasta un 75 % en comparación con los métodos más empleados habitualmente. Esta reducción se relaciona directamente con el uso de modelos predictivos (gracias al machine learning) y el análisis de los sucesos adversos, que permiten anticipar los riesgos y pasar de un planteamiento reactivo a uno preventivo (Rodríguez & Andrade, 2021; García, 2021). Además de esto, también se perciben resultados favorables: la IA responde cinco veces más rápido, tiene un rendimiento del 96 % mayor que los sistemas tradicionales y un área de cobertura tres veces mayor que estos últimos, con unos costes de funcionamiento más pequeños (Rodríguez & Andrade, 2021; García, 2021).

La puntuación en precisión, cobertura y eficiencia es fácil de comprobar en el comparativo de métodos. Mientras que la inspección manual presenta un tiempo de respuesta de 30 días en promedio, 65 % de precisión y 25 % de cobertura territorial, con una estimación de 85,000 USD anuales, la combinación de sistemas de IA + campo permite un tiempo de respuesta de apenas 5 días, una precisión del 96 %, una cobertura del 80 % y una drástica reducción de los costos a un total de 50,000 USD, siendo evidente que la inclusión inteligente de algoritmos y de sensores no solo mejora los por lo menos 3 indicadores previos sino que también se convierte en un sistema más viable económica y sistemáticamente (Tang, 2024; Lindholm et al., 2024).

Las opciones de IA en los SG-SST se encuentran en su potencial para escalar en escenarios críticos, como la detección temprana de eventos de deforestación o derrames, donde la visión por computador y la sensorica inteligente logran más del 90 % de precisión (Becker et al., 2021; Fazli et al., 2025). Y, no obstante, para que estas aplicaciones sean viables se deben superar los retos esenciales: diseñar marcos de ética y normatividad que garanticen transparencia y trazabilidad en la toma de decisiones automatizadas, así como mecanismos de gobernanza que eviten.

Al desarrollar un marco de gobernanza algorítmica que contemple la exigencia de la transparencia (explicabilidad de los modelos), la trazabilidad (registros de decisión y de las versiones), auditorías independientes; implementar protocolos participativos de validación en los que los operarios y las comunidades validen y retroalimenten los modelos antes de su lanzamiento; establecer programas obligatorios de capacitación de todo el personal operativo en la

interpretación de alertas y en la respuesta a las mismas; iniciar pilotos controlados con indicadores clave (como la reducción de incidentes, el tiempo de detección, la tasa de falsos positivos, el % de personal formado) y auditorías técnicas para poder escalar exclusivamente las iniciativas que demuestran eficacia real; garantizar la gobernanza de datos (privacidad, calidad, etiquetado, acceso) y un cumplimiento normativo; impulsarse hacia la interoperabilidad y estándares abiertos para evitar el vendor lock-in y facilitar la integración IoT, IA, plataformas cloud; favorecer el funding y las alianzas público-privadas a las pymes en su proceso de adaptación; crear comités multidisciplinares de seguimiento (datos, SST, ética, representación de los trabajadores) que revisen los resultados y los ajustes de manera periódica; todas estas acciones no solo optimizan la capacidad predictiva de la IA, sino que permiten desactivar los riesgos éticos y organizacionales, y promueven una adopción responsable y sostenible en los SG-SST.

Referencias bibliográficas

- Agra Viforcós, B., Álvarez Cuesta, H., Fernández Domínguez, J. J., González Bustos, M. ^a. Á., Gómez García, F. X., López Insua, B. del M., Martínez Barroso, M. de L. R., Martínez Yáñez, N. M. ^a, Megino Fernández, D., Morales Vállez, C., Ordóñez Pascua, N., Rodríguez Escanciano, S., & Tascón López, R. (2024). *Trabajo y género. Transiciones justas hacia la igualdad laboral real*. Editorial Colex.
- Anzagira, L. F., Avogo, J. A., & Tengan, C. (2025). Impact of work safety culture on safety measures in construction firms: A systematic review. *Scientific Journal of Engineering, and Technology*, 2(2), 1–8. <https://doi.org/10.69739/sjet.v2i2.666>
- Anzagira, LF, Avogo, JA, y Tengan, C. (2025). Impacto de WCultura de seguridad en el trabajo sobre medidas de seguridad en empresas constructoras: una revisión sistemática. Científico Revista de Ingeniería y Tecnología, 2 (2), 1-8. <https://doi.org/10.69739/sjet.v2i2.666>
- Asamblea General de las Naciones Unidas. (4, agosto de 1987). *Nuestro futuro común*. Comisión Mundial sobre el Medio Ambiente y el Desarrollo. https://www.ecominga.uqam.ca/PDF/BIBLIOGRAPHIE/GUIDE_LECTURE_1/CMMA-D-Informe-Comision-Brundtland-sobre-Medio-Ambiente-Desarrollo.pdf
- Badri, A., Boudreau-Trudel, B., & Souissi, A. S. (2018). Occupational health and safety in the industry 4.0 era: A cause for major concern? *Safety Science*, 109, 403–411. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2018.06.012>
- Becker, N., Junginger, P., Martinez, L., Krupka, D., & Beining, L. (2021). AI at work -- Mitigating safety and discriminatory risk with technical standards. En *arXiv [cs.CY]*. <http://arxiv.org/abs/2108.11844>
- Chagas, A. N. A. M. in Resende, Salim, C. A., & Servant, L. M. S. (Orgs.). (2024). *Health and safety at work in Brazil: Institutional aspects, information systems and indicators*. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea)
- del Castillo, M. del C. A. (2020). El uso de la inteligencia artificial en la prevención de riesgos laborales. *Revista Internacional y Comparada de Relaciones Laborales y Derecho del Empleo*, 8(1), 262–293. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7306922>
- Dodoo, J. E., Al-Samarraie, H., Alzahrani, A. I., Lonsdale, M., & Alalwan, N. (2024). Digital innovations for occupational safety: Empowering workers in hazardous

- environments. *Workplace Health & Safety*, 72(3), 84–95.
<https://doi.org/10.1177/21650799231215811>
- Duarte, C. (2021). Impactos socioeconómicos de los megaproyectos extractivos en comunidades indígenas. *Revista Colombiana de Sociología*.
- Echeverri, J. A. (2009). *Territorios, pueblos indígenas y dinámicas multiculturales en la Amazonía*. Instituto Amazónico de Investigaciones Científicas - SINCHI.
- El-Helaly, M. (2024). Artificial intelligence and occupational health and safety, benefits and drawbacks. *La Medicina Del Lavoro*, 115(2), 1–8.
<https://doi.org/10.23749/mdl.v115i2.15835>
- Fazli, Z., Sadeghi, M., Vali, M., & Ahmadinejad, P. (2025). The role of artificial intelligence in occupational health in radiation exposure: a scoping review of the literature. *Environmental Health: A Global Access Science Source*, 24(1), 1–13. <https://doi.org/10.1186/s12940-025-01186-3>
- Fiegler-Rudol, J., Lau, K., Mroczek, A., & Kasperczyk, J. (2025). Exploring human-AI dynamics in enhancing workplace health and safety: A narrative review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 22(199), 1–14.
<https://doi.org/10.3390/ijerph22020199>
- Fontaine, G. (2009). *Cambio climático y transformación sociocultural en la Amazonía ecuatoriana*. Flacso
- García, M. E. (2021). Sostenibilidad, territorio y saberes ancestrales: Hacia una ecología política de la inclusión. *Revista Latinoamericana de Estudios Ambientales*.
- Gómez, A. (2010). *Desarrollo, globalización y exclusión en América Latina*. Editorial Siglo del Hombre.
- Gupta, A., & Sharma, A. (2025). Impact of Artificial Intelligence on Workplace Welfare and Risk Landscape. *Journal of Occupational and Environmental Hygiene*.
- Lemos, J., Gaspar, P. D., & Lima, T. M. (2022). Environmental risk assessment and management in Industry 4.0: A review of technologies and trends. *Machines*, 10(8), 702.
<https://doi.org/10.3390/machines10080702>
- Lindholm, M., Reiman, A., & Tappura, S. (2024). The evolution of new and emerging occupational health and safety risks: A qualitative review. *Work (Reading, Mass.)*, 79(2), 503–521. <https://doi.org/10.3233/WOR-230005>

- López, R. (2018). *Cultura, territorio y derechos indígenas en el siglo XXI*. Editorial Universidad Nacional de Colombia.
- Mariano, K. D. P., Almada, F. L. N., & Dutra, M. A. (2024). Smart air quality monitoring for automotive workshop environments. En *arXiv [eess.SY]*. <http://arxiv.org/abs/2410.03986>
- Pérez, J. F. (2019). Evaluación de políticas públicas ambientales en contextos amazónicos: Desafíos y perspectivas. *Observatorio de Políticas Públicas*.
- Rabbi, A. B. K., & Jeelani, I. (2024). AI integration in construction safety: Current state, challenges, and future opportunities in text, vision, and audio based applications. *Automation in Construction*, *164*(105443), 105443. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2024.105443>
- Red Amazónica de Información Socioambiental Georreferenciada (RAISG). (2024). *Amazonía bajo presión*. <https://www.raisg.org/es/>
- Rodrigues, B., & Andrade, A. (2021). O potencial da inteligência artificial para o desenvolvimento e competitividade das empresas: uma scoping review. *Gestão E Desenvolvimento*, *29*, 381–422. <https://doi.org/10.34632/gestaoedesenvolvimento.2021.10038>
- Saik, P., Tsopa, V., Koriashkina, L., Cheberichko, S., Deryugin, O., & Lozynskyi, V. (2025). Influence of occupational safety culture on the occupational risk level in the organization. *Frontiers in Public Health*, *13*, 1–19. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2025.1595869>
- Saxena, R. R. (2024). Intelligent approaches to predictive analytics in occupational health and safety in India. En *arXiv [cs.CY]*. <http://arxiv.org/abs/2412.16038>
- Sen, S., Gonzalez, V., Husom, E. J., Tverdal, S., Tokas, S., & Tjøsvoll, S. O. (2024). ERG-AI: enhancing occupational ergonomics with uncertainty-aware ML and LLM feedback. *Applied Intelligence*, *54*(23), 12128–12155. <https://doi.org/10.1007/s10489-024-05796-1>
- Silva, C. M. M. da, Silva, M. A. G. da, Pereira, A. S., Franz, L. A. dos S., & Bemvenuti, R. H. (2021). Utilização das tecnologias da indústria 4.0 na segurança e saúde do trabalhador: uma revisão sistemática da literatura: use of industry 4.0 technologies in occupational health and safety: a systematic literature review. *Brazilian Journal of Production Engineering - BJPE*, *7*(5), 252–268. <https://doi.org/10.47456/bjpe.v7i5.37022>

- Sun, K., Lan, T., Goh, Y. M., Safiena, S., Huang, Y.-H., Lytle, B., & He, Y. (2024). An interpretable clustering approach to safety climate analysis: Examining driver group distinctions. *Accident; Analysis and Prevention*, 196, 107420. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2023.107420>
- Tang, K. H. D. (2024). Artificial intelligence in occupational health and safety risk management of construction, mining, and oil and gas sectors: Advances and prospects. *Journal of Engineering Research and Reports*, 26(6), 241–253. <https://doi.org/10.9734/jerr/2024/v26i61177>
- Todolí-Signes, A. (2021). Making algorithms safe for workers: occupational risks associated with work managed by artificial intelligence. *Transfer (Brussels, Belgium)*, 27(4), 433–452. <https://doi.org/10.1177/10242589211035040>
- Torres, M. L. (2020). Pueblos originarios, globalización y resistencia cultural en la Amazonía. *Revista de Estudios Latinoamericanos*.
- Ulloa, A., & de Antropología e Historia, I. C. (2004). *La construcción del nativo ecológico: complejidades, paradojas y dilemas de la relación entre los movimientos indígenas y el ambientalismo en Colombia*. Instituto Colombiano de Antropología E Historia. <https://repositorio.minciencias.gov.co/handle/20.500.14143/33934>
- Vukicevic, A. M., Petrovic, M., Milosevic, P., Peulic, A., Jovanovic, K., & Novakovic, A. (2024). A systematic review of computer vision-based personal protective equipment compliance in industry practice: advancements, challenges and future directions. *Artificial Intelligence Review*, 57(12). <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10978-x>
- Wang, B., & Wang, Y. (2021). Big data in safety management: An overview. *Safety Science*, 143(105414), 105414. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2021.105414>
- Xu, Z., & Saleh, J. H. (2020). Machine learning for reliability engineering and safety applications: Review of current status and future opportunities. En *arXiv [cs.LG]*. <http://arxiv.org/abs/2008.08221>
- Zhao, A. P., Li, S., Cao, Z., Hu, P. J.-H., Wang, J., Xiang, Y., Xie, D., & Lu, X. (2024). AI for science: Predicting infectious diseases. *Journal of Safety Science and Resilience [An Quan Ke Xue Yu Ren Xing (Ying Wen)]*, 5(2), 130–146. <https://doi.org/10.1016/j.jnlssr.2024.02.002>