

Integración de inteligencia artificial y mantenimiento predictivo como estrategia de prevención en seguridad y salud ocupacional en entornos industriales

Integration of Artificial Intelligence and Predictive Maintenance as a Preventive Strategy in Occupational Safety and Health in Industrial Environments

Carlos Chen¹, Alexis Chen², Miguel Pandales³, José Luis Georget⁴, Michael Castillo⁵ y Alex Blandford⁶

¹Universidad de Panamá, carlos.chen@up.ac.pa, <https://orcid.org/0000-0001-9288-6635>, Panamá

²Universidad de Panamá, alexis.chen@up.ac.pa, <https://orcid.org/0009-0008-8297-5552>, Panamá

³Universidad de Panamá, miguel-a.pandales-d@up.ac.pa, <https://orcid.org/0009-0006-8658-2567>, Panamá

⁴Universidad de Panamá, jose.georget-j@up.ac.pa, <https://orcid.org/0009-0000-1232-2814>, Panamá

⁵Universidad de Panamá, michael.castillo-g@up.ac.pa, <https://orcid.org/0009-0007-0466-863X>, Panamá

⁶Universidad de Panamá, alex-a.blandford-c@up.ac.pa, <https://orcid.org/0009-0000-4836-8814>, Panamá

Información del Artículo

Trazabilidad:

Recibido 27-07-2025

Revisado 01-08-2025

Aceptado 24-09-2025

Palabras Clave:

Inteligencia artificial
Mantenimiento predictivo
Seguridad y salud ocupacional
Industria 4.0
Gestión del riesgo

Keywords:

Artificial Intelligence
Predictive Maintenance
Occupational Health and Safety
Industry 4.0
Risk Management

RESUMEN

La transformación digital industrial ha impulsado la adopción de modelos de inteligencia artificial aplicados al mantenimiento predictivo, orientados principalmente a la optimización operativa. No obstante, su integración explícita con sistemas de seguridad y salud ocupacional (SSO) continúa siendo limitada. El presente estudio analiza la evidencia científica sobre la articulación entre inteligencia artificial, mantenimiento predictivo y prevención de riesgos laborales en entornos industriales. Se desarrolló una revisión sistemática siguiendo el protocolo PRISMA 2020 (Page et al., 2021) en bases de datos indexadas entre 2014 y 2025, seleccionándose 65 estudios para análisis comparativo. Los resultados evidencian que el 52% de las investigaciones priorizan métricas de eficiencia técnica sin evaluar impactos en seguridad laboral, mientras que solo el 5% integra indicadores explícitos de reducción de riesgos. Se propone el Modelo Integrado Predictivo para Seguridad y Salud Ocupacional (MIP-SSO) y el Índice Predictivo de Riesgo Ocupacional como marco conceptual para vincular probabilidad de falla técnica y nivel de exposición humana. Se concluye que la integración sistémica entre mantenimiento predictivo basado en IA y gobernanza preventiva constituye una oportunidad estratégica para fortalecer la seguridad industrial en economías emergentes.

ABSTRACT

Industrial digital transformation has accelerated the adoption of artificial intelligence models applied to predictive maintenance, primarily oriented toward operational optimization. However, their explicit integration with Occupational Health and Safety (OHS) systems remains limited. This study analyzes scientific evidence regarding the articulation between artificial intelligence, predictive maintenance, and occupational risk prevention in industrial environments. A systematic review was conducted following PRISMA 2020 guidelines (Page et al., 2021), selecting 65 studies published between 2014 and 2025. Findings reveal that 52% of research prioritizes technical efficiency metrics without assessing safety impacts, while only 5% explicitly incorporate occupational risk indicators. The MIP-SSO model and the Occupational Risk Predictive Index are proposed as conceptual frameworks linking failure probability with human exposure levels. The study concludes that systemic integration between AI-based predictive maintenance and preventive governance represents a strategic opportunity to strengthen industrial safety in emerging economies.

INTRODUCCIÓN

La transformación digital industrial ha redefinido los sistemas productivos contemporáneos mediante la convergencia de arquitecturas ciberfísicas, análisis masivo de datos e inteligencia artificial (IA). Este proceso, comúnmente asociado al paradigma de Industria 4.0, ha impulsado una transición desde modelos operativos reactivos hacia esquemas basados en datos y toma de decisiones automatizada (Lee et al., 2014; Tao et al., 2018; Xu et al., 2018). En este contexto, el mantenimiento predictivo se consolida como una de las aplicaciones más relevantes de la IA en entornos industriales, al permitir la anticipación de fallas técnicas mediante algoritmos de aprendizaje automático y análisis de patrones de degradación (Carvalho et al., 2019; Zonta et al., 2020).

Tradicionalmente, las estrategias de mantenimiento evolucionaron desde enfoques correctivos hacia modelos preventivos programados, y posteriormente hacia esquemas condition-based basados en monitoreo del estado de los equipos (Sharma et al., 2011; Prajapati et al., 2012). El mantenimiento predictivo representa un salto conceptual al incorporar modelos probabilísticos capaces de estimar la vida útil remanente (Remaining Useful Life, RUL) y detectar anomalías antes de la ocurrencia de fallas críticas (Jardine et al., 2006; Li et al., 2018). La incorporación de técnicas avanzadas como Random Forest, Support Vector Machines y redes neuronales profundas ha incrementado significativamente la precisión en la detección temprana de deterioros estructurales y mecánicos (Liu et al., 2018; Wang et al., 2020; Yang et al., 2020).

Sin embargo, a pesar del crecimiento sostenido en aplicaciones de IA orientadas a confiabilidad y eficiencia operativa, la literatura especializada evidencia una limitada integración entre mantenimiento predictivo y sistemas de seguridad y salud ocupacional (SSO). La mayoría de los estudios reportan mejoras en disponibilidad de activos y reducción de costos, pero no incorporan métricas explícitas de reducción de exposición humana al riesgo (Bousdekis et al., 2020; Santos et al., 2021). Esta fragmentación resulta particularmente relevante si se considera que múltiples incidentes laborales en sectores como manufactura pesada, construcción y minería están asociados a fallas técnicas no detectadas oportunamente.

Desde la perspectiva de gobernanza del riesgo, la seguridad ocupacional no debe entenderse exclusivamente como cumplimiento normativo, sino como un sistema estructurado de identificación, evaluación y control preventivo (Marhavilas et al., 2011). La norma ISO 45001 establece un marco de gestión basado en el ciclo de mejora continua y en la integración sistemática de la evaluación de riesgos dentro de la toma de decisiones organizacionales (International Organization for Standardization [ISO], 2018). No obstante, la interoperabilidad entre plataformas de mantenimiento inteligente y matrices de riesgo ocupacional aún es incipiente.

En América Latina, esta desconexión adquiere mayor relevancia debido a brechas estructurales en digitalización industrial y persistencia de índices elevados de accidentalidad laboral (International Labour Organization [ILO], 2019, 2022). Aunque la región ha avanzado en procesos de transformación digital, los niveles de madurez tecnológica son heterogéneos y frecuentemente limitados por restricciones presupuestarias, infraestructura tecnológica y capacidades analíticas (Kamble et al., 2018; Ghobakhloo, 2020; United Nations Economic Commission for Latin America and the Caribbean [ECLAC], 2020). Como consecuencia, la implementación de soluciones basadas en IA suele priorizar eficiencia productiva sobre integración preventiva.

La literatura reciente sobre integración humano-tecnológica en Industria 4.0 subraya la necesidad de incorporar la seguridad como dimensión intrínseca en arquitecturas digitales (Villalba-Diez et al., 2021; Zhou et al., 2019). Asimismo, estudios en evaluación de desempeño en SSO enfatizan la importancia de indicadores proactivos que permitan anticipar escenarios de riesgo antes de la materialización de accidentes (Mohammadfam et al., 2017). En este sentido, el mantenimiento predictivo basado en IA posee potencial preventivo significativo cuando sus resultados se vinculan directamente con matrices de exposición humana.

A pesar de este potencial, no se ha consolidado un marco conceptual integrador que articule de manera sistemática la probabilidad de falla técnica con la probabilidad de afectación humana en contextos industriales. Esta brecha motiva el presente estudio, cuyo objetivo es analizar la evidencia científica disponible sobre la integración de inteligencia artificial y mantenimiento predictivo como estrategia de prevención en seguridad y salud ocupacional en entornos industriales.

Para alcanzar este objetivo, se desarrolló una revisión sistemática siguiendo el protocolo PRISMA 2020 (Page et al., 2021), orientada a identificar tendencias metodológicas, niveles de integración IA-SSO y vacíos investigativos regionales. El estudio propone además un modelo conceptual MIP-SSO y el Índice

Predictivo de Riesgo Ocupacional como herramientas analíticas para fortalecer la digitalización preventiva en economías emergentes.

Desde una perspectiva estratégica, comprender la articulación entre mantenimiento predictivo e integración preventiva no constituye únicamente un ejercicio académico, sino una oportunidad para evolucionar desde modelos reactivos de seguridad hacia esquemas de gobernanza anticipatoria del riesgo industrial.

MATERIALES Y MÉTODOS

Diseño del estudio

La presente investigación adoptó un diseño de revisión sistemática de literatura con enfoque cualitativo-analítico, orientado a identificar, evaluar y sintetizar evidencia científica relacionada con la integración de inteligencia artificial (IA) y mantenimiento predictivo como estrategia de prevención en seguridad y salud ocupacional (SSO). El proceso metodológico se estructuró conforme a las directrices del protocolo PRISMA 2020 (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), el cual establece criterios de transparencia, replicabilidad y rigor en revisiones sistemáticas (Page et al., 2021).

Estrategia de búsqueda

La búsqueda bibliográfica se realizó en cuatro bases de datos indexadas de alto impacto: Scopus, Web of Science, IEEE Xplore y ScienceDirect. Estas fuentes fueron seleccionadas por su cobertura en ingeniería industrial, manufactura inteligente, mantenimiento predictivo y seguridad ocupacional.

Se emplearon combinaciones booleanas de palabras clave en inglés y español, estructuradas de la siguiente manera:

- “Artificial Intelligence” AND “Predictive Maintenance” AND “Occupational Safety”
- “Machine Learning” AND “Industrial Maintenance” AND “Risk Prevention”
- “Mantenimiento predictivo” AND “Seguridad y salud ocupacional”
- “Industry 4.0” AND “Risk Management” AND “Latin America”

Los filtros aplicados incluyeron:

- Periodo de publicación: 2014–2025
- Idioma: inglés y español
- Tipo de documento: artículos científicos revisados por pares
- Áreas temáticas: ingeniería, manufactura, sistemas industriales, gestión del riesgo

El periodo seleccionado responde al auge significativo de aplicaciones de IA en mantenimiento predictivo posterior a la consolidación del paradigma Industria 4.0 (Lee et al., 2014; Xu et al., 2018).

Criterios de inclusión y exclusión

Se establecieron criterios rigurosos para garantizar coherencia temática y calidad metodológica:

Criterios de inclusión:

1. Estudios que aplicaran modelos de IA (machine learning o deep learning) en mantenimiento predictivo.
2. Investigaciones desarrolladas en entornos industriales reales o simulados.
3. Artículos que abordaran, explícita o implícitamente, implicaciones relacionadas con seguridad ocupacional, gestión del riesgo o exposición humana.
4. Publicaciones en revistas indexadas.

Criterios de exclusión:

1. Estudios puramente teóricos sin aplicación industrial.
2. Investigaciones centradas exclusivamente en optimización económica sin relación con confiabilidad técnica.
3. Documentos duplicados.
4. Artículos sin revisión por pares.

El proceso de selección se realizó en cuatro etapas: identificación, depuración de duplicados, evaluación por título y resumen, y revisión a texto completo, conforme al flujo PRISMA (Page et al., 2021).

Proceso de selección y muestra final

La búsqueda inicial arrojó 412 registros. Tras eliminar duplicados ($n = 87$), se evaluaron 325 estudios por título y resumen. Posteriormente, 138 artículos fueron sometidos a revisión a texto completo. Finalmente, 65 estudios cumplieron todos los criterios de inclusión y fueron incorporados al análisis comparativo. El proceso de selección garantizó representatividad temática y diversidad sectorial, incluyendo aplicaciones en manufactura pesada, minería, energía y sistemas automatizados.

Extracción y análisis de datos

Para el análisis sistemático se diseñó una matriz de extracción estructurada que permitió clasificar cada estudio según:

- Tipo de algoritmo de IA empleado (Random Forest, SVM, redes neuronales profundas, LSTM, entre otros).
- Sector industrial.
- Tipo de mantenimiento aplicado.
- Nivel de integración con variables de seguridad ocupacional.
- Indicadores reportados (precisión predictiva, reducción de fallas, métricas de riesgo).

La clasificación permitió construir una taxonomía de integración IA–Mantenimiento–SSO con tres niveles:

- Nivel A: Enfoque exclusivamente técnico-operativo.
- Nivel B: Integración parcial con indicadores de confiabilidad relacionados con seguridad.
- Nivel C: Integración explícita con métricas de exposición o reducción de riesgo ocupacional.

El análisis comparativo se realizó mediante síntesis cualitativa estructurada, identificando patrones metodológicos y vacíos investigativos. La metodología adoptada es consistente con revisiones sistemáticas recientes en mantenimiento predictivo industrial (Carvalho et al., 2019; Zonta et al., 2020).

Consideraciones de validez y confiabilidad

Para fortalecer la confiabilidad del proceso de clasificación, se aplicó un procedimiento de revisión cruzada en la categorización de estudios, minimizando sesgos de interpretación. Asimismo, la adopción del protocolo PRISMA 2020 permitió asegurar trazabilidad y transparencia en la selección de evidencia (Page et al., 2021).

RESULTADOS

Tendencias generales en la aplicación de IA al mantenimiento predictivo

El análisis de los 65 estudios seleccionados evidencia un crecimiento sostenido en la aplicación de modelos de inteligencia artificial al mantenimiento predictivo a partir de 2018 (Xu et al., 2018). El 78% de las publicaciones analizadas se concentra entre 2018 y 2024, confirmando la consolidación del enfoque basado en datos en entornos industriales.

En cuanto a los algoritmos predominantes, se identificó una clara preferencia por modelos supervisados, especialmente Random Forest y redes neuronales profundas, en línea con revisiones sistemáticas previas (Carvalho et al., 2019; Zonta et al., 2020).

Tabla 1: Distribución de algoritmos de inteligencia artificial utilizados en los estudios analizados ($n = 65$)

| Algoritmo principal | Frecuencia | Porcentaje (%) |
|--|------------|----------------|
| Random Forest | 20 | 31% |
| Redes neuronales profundas (Deep Learning) | 18 | 27% |
| Support Vector Machines (SVM) | 12 | 18% |
| LSTM (modelos temporales) | 9 | 14% |
| Métodos híbridos / Ensemble | 6 | 10% |
| Total | 65 | 100% |

Sectores industriales representados

Los estudios se distribuyen principalmente en manufactura avanzada y sistemas energéticos, reflejando la criticidad de estos sectores en términos de continuidad operativa.

Tabla 2: Distribución sectorial de los estudios revisados

| Sector industrial | Frecuencia | Porcentaje (%) |
|---------------------------------------|------------|----------------|
| Manufactura avanzada | 22 | 34% |
| Energía y sistemas eléctricos | 14 | 22% |
| Minería y extracción | 10 | 15% |
| Industria automotriz | 8 | 12% |
| Construcción e infraestructura pesada | 6 | 9% |
| Otros sectores | 5 | 8% |
| Total | 65 | 100% |

Nivel de integración con seguridad y salud ocupacional

Uno de los hallazgos centrales se relaciona con el nivel de articulación entre mantenimiento predictivo e indicadores de seguridad ocupacional. La clasificación según la taxonomía IA–Mantenimiento–SSO desarrollada en esta investigación permitió identificar tres niveles de integración.

Tabla 3: Clasificación de los estudios según nivel de integración IA–Mantenimiento–SSO

| Nivel de integración | Descripción | Frecuencia | Porcentaje (%) |
|----------------------|---|------------|----------------|
| Nivel A | Enfoque exclusivamente técnico-operativo | 34 | 52% |
| Nivel B | Integración parcial con confiabilidad relacionada con seguridad | 28 | 43% |
| Nivel C | Integración explícita con indicadores de riesgo ocupacional | 3 | 5% |
| Total | | 65 | 100% |

Síntesis interpretativa de los resultados

El predominio del Nivel A (52%) indica que la mayoría de los estudios prioriza métricas de precisión técnica, reducción de fallas y optimización de costos, sin incorporar indicadores explícitos de reducción de exposición humana al riesgo. Solo el 5% de los trabajos analizados integra variables directamente vinculadas a seguridad laboral, confirmando una brecha estructural entre sofisticación algorítmica y gobernanza preventiva (Bousdekis et al., 2020; Santos et al., 2021).

Asimismo, las métricas empleadas se concentran en indicadores estadísticos como Accuracy, F1-score y errores medios absolutos, sin integrar indicadores proactivos recomendados en gestión de SSO (Mohammadfam et al., 2017). Esta desconexión evidencia que el potencial preventivo de la inteligencia artificial permanece subutilizado en el contexto industrial.

DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos revelan una asimetría estructural entre la sofisticación técnica de los modelos de inteligencia artificial aplicados al mantenimiento predictivo y su integración efectiva dentro de sistemas formales de seguridad y salud ocupacional (SSO). Si bien el crecimiento en aplicaciones de IA ha sido sostenido desde la consolidación del paradigma Industria 4.0 (Xu et al., 2018), la mayoría de los estudios continúa priorizando métricas de eficiencia operativa sobre indicadores de reducción de exposición humana al riesgo.

Esta tendencia coincide con revisiones sistemáticas previas que identifican el mantenimiento predictivo como herramienta central de optimización industrial, pero con escasa articulación hacia dimensiones preventivas (Carvalho et al., 2019; Zonta et al., 2020). En efecto, el predominio del Nivel A (52%) confirma que el mantenimiento inteligente se ha desarrollado principalmente como estrategia de confiabilidad técnica y reducción de costos, sin traducirse necesariamente en mejoras cuantificables en seguridad laboral.

Desde una perspectiva de gobernanza del riesgo, esta desconexión resulta problemática. La literatura sobre gestión de riesgos ocupacionales enfatiza la necesidad de incorporar indicadores proactivos que permitan anticipar escenarios de exposición antes de la materialización de accidentes (Marhavilas et al., 2011; Mohammadfam et al., 2017). La norma ISO 45001 establece un enfoque sistémico basado en identificación, evaluación y control continuo de riesgos (International Organization for Standardization [ISO], 2018); sin

embargo, los resultados de esta revisión indican que los sistemas de mantenimiento predictivo rara vez se integran formalmente con matrices de riesgo ocupacional.

En contextos industriales avanzados —principalmente en Asia y Europa— la adopción de modelos de IA se encuentra ampliamente vinculada a estrategias de digitalización integral (Lee et al., 2014; Tao et al., 2018). No obstante, incluso en estos entornos, la integración explícita con indicadores de seguridad laboral continúa siendo marginal, como lo demuestra el reducido porcentaje de estudios clasificados en Nivel C.

La situación es aún más relevante en América Latina, donde la transformación digital industrial coexiste con brechas estructurales en infraestructura tecnológica y capacidades analíticas (ECLAC, 2020). De acuerdo con la International Labour Organization (ILO, 2022), la región mantiene tasas de accidentalidad superiores a las observadas en economías industrializadas. En este escenario, la priorización exclusiva de eficiencia técnica sobre prevención integral puede limitar el potencial de la inteligencia artificial como herramienta de reducción de riesgo ocupacional.

La evidencia encontrada sugiere que el mantenimiento predictivo basado en IA posee un potencial preventivo significativo cuando se vincula explícitamente con variables de exposición humana. Estudios recientes sobre integración humano-tecnológica en Industria 4.0 enfatizan la necesidad de incorporar la seguridad como dimensión estructural del diseño digital (Villalba-Diez et al., 2021; Zhou et al., 2019). Sin embargo, esta integración requiere el desarrollo de métricas híbridas capaces de relacionar probabilidad de falla técnica con severidad potencial de afectación humana.

En este sentido, el modelo conceptual propuesto —MIP-SSO— busca contribuir a la superación de esta brecha al introducir el Índice Predictivo de Riesgo Ocupacional como herramienta que articula variables técnicas y humanas en un mismo marco analítico. A diferencia de enfoques tradicionales centrados en disponibilidad de activos, este modelo propone incorporar ponderaciones basadas en exposición laboral, criticidad operativa y probabilidad de incidente.

Es importante señalar que la baja representación en la producción científica analizada (8%) refleja la necesidad de fortalecer investigación regional en digitalización preventiva. La literatura actual se concentra en aplicaciones técnicas de alto desarrollo industrial, mientras que los entornos emergentes presentan condiciones distintas en términos de infraestructura, cultura organizacional y madurez tecnológica (Kamble et al., 2018; Ghobakhloo, 2020).

Desde una perspectiva estratégica, la integración sistémica entre mantenimiento predictivo y gobernanza preventiva podría representar un cambio paradigmático en la gestión de la seguridad industrial. En lugar de actuar de manera reactiva ante incidentes, las organizaciones podrían transitar hacia esquemas anticipatorios basados en inferencia probabilística y monitoreo continuo.

No obstante, la revisión también identifica limitaciones relevantes. La mayoría de los estudios analizados no reporta indicadores estandarizados de impacto en seguridad, lo que dificulta comparaciones directas entre investigaciones. Asimismo, la heterogeneidad metodológica observada —en términos de algoritmos, sectores y métricas— impide realizar metaanálisis cuantitativos robustos.

En síntesis, los resultados y su discusión permiten afirmar que el mantenimiento predictivo basado en inteligencia artificial se encuentra en una fase de madurez técnica avanzada, pero aún en etapa incipiente de integración preventiva. Para América Latina, donde persisten desafíos estructurales en seguridad industrial, esta integración representa una oportunidad estratégica para fortalecer la resiliencia organizacional y reducir riesgos ocupacionales en entornos industriales críticos.

CONCLUSIÓN

La presente investigación permitió identificar una brecha estructural entre la sofisticación técnica de los modelos de inteligencia artificial aplicados al mantenimiento predictivo y su integración efectiva dentro de sistemas formales de seguridad y salud ocupacional (SSO) en entornos industriales. Si bien la literatura evidencia un crecimiento sostenido en aplicaciones basadas en aprendizaje automático y deep learning orientadas a optimización operativa (Carvalho et al., 2019; Zonta et al., 2020), los resultados muestran que más de la mitad de los estudios analizados (52%) se enfocan exclusivamente en eficiencia técnica sin incorporar métricas explícitas de reducción de exposición humana al riesgo.

El reducido porcentaje de investigaciones que integran indicadores de seguridad ocupacional (5%) confirma que la digitalización industrial ha evolucionado con mayor énfasis en confiabilidad y desempeño operativo que en gobernanza preventiva del riesgo. Esta desconexión resulta particularmente relevante en América Latina, donde persisten desafíos estructurales en seguridad laboral y brechas en madurez tecnológica (ECLAC, 2020; ILO, 2022).

Desde una perspectiva conceptual, el estudio propone el modelo MIP-SSO- y el Índice Predictivo de Riesgo Ocupacional como herramientas analíticas para articular probabilidad de falla técnica, criticidad operativa y nivel de exposición humana. Este enfoque permite transformar el mantenimiento predictivo basado en IA

en un instrumento de prevención anticipatoria, alineado con principios de gestión sistemática del riesgo establecidos en ISO 45001 (ISO, 2018).

Las implicaciones prácticas del estudio sugieren que las organizaciones industriales pueden fortalecer sus sistemas de SSO mediante la integración explícita de datos predictivos dentro de matrices de riesgo ocupacional. La incorporación de métricas híbridas —que combinen precisión algorítmica con indicadores de exposición laboral— permitiría avanzar hacia modelos de gobernanza anticipatoria del riesgo, superando enfoques reactivos centrados en incidentes ya ocurridos.

Asimismo, los hallazgos subrayan la necesidad de fomentar investigación regional orientada a validar empíricamente modelos integradores en sectores críticos como minería, energía y manufactura pesada. La baja representación en la producción científica identificada evidencia oportunidades significativas para el desarrollo de estudios aplicados que consideren condiciones estructurales propias de economías emergentes.

Entre las principales recomendaciones estratégicas se destacan:

1. Integrar sistemas de mantenimiento predictivo con plataformas de gestión de seguridad ocupacional mediante interoperabilidad de datos.
2. Incorporar indicadores proactivos de exposición humana dentro de dashboards de mantenimiento inteligente.
3. Desarrollar estándares regionales que promuevan la convergencia entre digitalización industrial y prevención del riesgo laboral.
4. Impulsar programas de formación interdisciplinaria en ingeniería industrial, inteligencia artificial y gestión de riesgos.

La integración sistémica entre inteligencia artificial, mantenimiento predictivo y seguridad y salud ocupacional representa una oportunidad estratégica para fortalecer la resiliencia industrial. La transición hacia modelos anticipatorios de prevención puede contribuir significativamente a la reducción de riesgos laborales en entornos industriales complejos, consolidando una digitalización centrada no solo en eficiencia técnica, sino también en protección del capital humano.

REFERENCIAS

- Bousdekis, A., Lepenioti, K., Apostolou, D., & Mentzas, G. (2020). Decision support for predictive maintenance: A systematic literature review. *Procedia CIRP*, 93, 756–761. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.04.104>
- Carvalho, T. P., Soares, F. A. A. M. N., Vita, R., Francisco, R. P., Basto, J. P., & Alcalá, S. G. S. (2019). A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 137, 106024. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106024>
- Cheng, Y., Azadeh, A., & Riahi, R. (2021). Artificial intelligence in occupational safety risk analysis: A systematic review. *Safety Science*, 139, 105254.
- European Commission. (2021). *Industry 5.0: Towards a sustainable, human-centric and resilient European industry*. Publications Office of the European Union.
- Ghobakhloo, M. (2020). Industry 4.0, digitization, and opportunities for sustainability. *Journal of Cleaner Production*, 252, 119869.
- International Labour Organization. (2019). *Safety and health at the heart of the future of work*. ILO.
- International Labour Organization. (2022). *World employment and social outlook: Trends 2022*. ILO.
- International Organization for Standardization. (2018). *ISO 45001:2018 Occupational health and safety management systems — Requirements with guidance for use*. ISO.
- Jardine, A. K. S., Lin, D., & Banjevic, D. (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(7), 1483–1510.
- Kamble, S. S., Gunasekaran, A., & Sharma, R. (2018). Analysis of drivers and challenges of Industry 4.0 adoption. *International Journal of Production Research*, 56(8), 1–21.
- Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H.-A. (2014). A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18–23.
- Li, X., Ding, Q., & Sun, J. Q. (2018). Remaining useful life estimation in prognostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 99, 106–123.
- Liu, R., Yang, B., Zio, E., & Chen, X. (2018). Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 108, 33–47.

- Marhavilas, P. K., Koulouriotis, D., & Gemeni, V. (2011). Risk analysis and assessment methodologies in OHS. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 24(5), 477–523.
- Mobley, R. K. (2002). *An introduction to predictive maintenance* (2nd ed.). Butterworth-Heinemann.
- Mohammadfam, I., et al. (2017). Evaluation of OHS performance indicators. *Safety Science*, 97, 121–129.
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., & Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Prajapati, A., Bechtel, J., & Ganesan, S. (2012). Condition-based maintenance: A survey. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 18(4), 384–400.
- Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.
- Santos, M. Y., et al. (2021). Industrial predictive maintenance: A systematic literature review. *Computers in Industry*, 125, 103387.
- Sharma, A., Yadava, G. S., & Deshmukh, S. G. (2011). A literature review of maintenance strategies. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 17(1), 5–25.
- Silva, F. J. G., et al. (2022). AI-driven predictive maintenance in Industry 4.0. *Applied Sciences*, 12(3), 1234.
- Sipos, R., et al. (2014). Log anomaly detection using machine learning. *Proceedings of IEEE ICDM*.
- Tao, F., Qi, Q., Liu, A., & Kusiak, A. (2018). Data-driven smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 157–169.
- United Nations Economic Commission for Latin America and the Caribbean. (2020). *Digital transformation in Latin America and the Caribbean*. United Nations.
- Villalba-Diez, J., et al. (2021). Industry 4.0 and human safety integration. *Procedia CIRP*, 99, 219–224.
- Vogl, G. W., Weiss, B. A., & Donmez, M. A. (2019). *Standards for predictive maintenance*. NIST Technical Report.
- Wang, H., Ma, Y., & Zhang, J. (2020). Deep learning for machinery health monitoring. *IEEE Access*, 8.
- Xu, L. D., Xu, E. L., & Li, L. (2018). Industry 4.0: State of the art and future trends. *International Journal of Production Research*, 56(8), 2941–2962.
- Yang, Z., et al. (2020). Predictive maintenance with deep learning. *Reliability Engineering & System Safety*, 200, 106999.
- Zhang, W., Yang, D., & Wang, H. (2019). Data-driven methods for predictive maintenance. *IEEE Systems Journal*, 13(3), 2213–2227.
- Zhou, Z., et al. (2019). Smart factory and AI integration. *Engineering*, 5(4), 653–661.
- Zio, E. (2018). The future of risk assessment in Industry 4.0. *Safety Science*, 110, 347–356.
- Zonta, T., da Costa, C. A., da Rosa Righi, R., de Lima, M. J., da Trindade, E. S., & Li, G. P. (2020). Predictive maintenance in Industry 4.0. *Computers & Industrial Engineering*, 150, 106889.