

Tecnologías de la industria inteligente aplicadas a las técnicas de monitoreo de condición en equipos mineros: Una revisión sistemática

Intelligent industry technologies applied to condition monitoring techniques in mining equipment: A systematic review

Luis Alfredo Rios Colque¹

 <https://orcid.org/0009-0007-3408-9233>

Jorge Armando Acevedo Bastias^{1*}

 <https://orcid.org/0009-0007-0717-415X>

Fabián Antonio Orellana Zamorano¹

 <https://orcid.org/0000-0002-5623-3642>

Daniel Ortiz Ávila¹

 <https://orcid.org/0009-0007-2999-5135>

Recibido 12 de octubre de 2024, aceptado 21 de noviembre de 2024

Received: October 12, 2024

Accepted: November 21, 2024

RESUMEN

La industria minera ha sido históricamente uno de los pilares de la economía mundial; sin embargo, su naturaleza conlleva desafíos únicos en términos de Gestión de Activos. Con la consolidación de la cuarta revolución industrial, surgen nuevas oportunidades para mejorar la performance de las actividades de operaciones y mantenimiento, tal es el caso del monitoreo de condición de los equipos. Por tal motivo, el objetivo del presente artículo es caracterizar las tecnologías de la industria inteligente que se utilizan en las técnicas de monitoreo de condición de equipos mineros. La metodología empleada fue la revisión sistemática de la literatura, utilizando las bases de datos electrónicas Scopus y Web of Science, y seleccionando aquellos estudios relevantes aplicando criterios de inclusión y exclusión. Los resultados indican que las tecnologías más utilizadas son Machine Learning, IoT, Big Data y sensores. Estas tecnologías se aplican a equipos como correas transportadoras, cargadores, camiones, palas y chancadores. Su impacto incluye mayor precisión en la detección de fallas, mejora en la planificación del mantenimiento y la seguridad operativa. Se espera que este artículo se constituya como un referente teórico para futuras líneas de investigación y para las empresas mineras que busquen adoptar estas tecnologías.

Palabras clave: Gestión de activos, monitoreo de condición, mantenimiento predictivo, equipos mineros.

ABSTRACT

The mining industry has historically been one of the pillars of the global economy; however, its nature presents unique challenges regarding Asset Management. With the consolidation of the Fourth Industrial Revolution, new opportunities have arisen to enhance the performance of operations and maintenance activities, such as equipment condition monitoring. Therefore, this article aims to characterize the smart industry technologies used in condition monitoring techniques for mining equipment. The methodology employed was a systematic literature review, utilizing electronic databases like Scopus and Web of Science and selecting relevant studies by applying inclusion and exclusion criteria. The results indicate that the most commonly used technologies are Machine Learning, IoT, Big Data, and sensors. These technologies are applied to equipment such as conveyor belts, loaders, trucks, shovels, and crushers. Their impact

¹ Pontificia Universidad Católica de Valparaíso. Escuela de Ingeniería en Construcción y Transporte. Valparaíso, Chile.

E-mail: luis.rios.c@mail.pucv.cl; jorge.acevedo.b@mail.pucv.cl; fabian.orellana@mail.pucv.cl; daniel.ortiz@mail.pucv.cl

* Autor de correspondencia: jorge.acevedo.b@mail.pucv.cl

includes superior fault detection accuracy, improved maintenance planning, and enhanced operational safety. This article is expected to be a theoretical reference for future research and mining companies looking to adopt these technologies.

Keywords: Asset management, condition monitoring, predictive maintenance, mining equipment.

INTRODUCCIÓN

La Gestión de Activos se ha consolidado como un pilar fundamental para las organizaciones contemporáneas que buscan maximizar el valor de sus activos físicos. Involucra actividades y prácticas, sistemáticas y coordinadas, que se apoyan en herramientas que permiten optimizar la confiabilidad y disponibilidad de los activos durante su ciclo de vida útil, con el objetivo de alcanzar los objetivos estratégicos de la organización [1], [2]. Dentro de este campo, el mantenimiento se entiende como la combinación de todas las acciones técnicas, administrativas y de gestión que se llevan a cabo a lo largo del ciclo de vida útil de un activo, con el propósito de conservarlo o devolverlo a un estado en el que pueda desempeñar la función requerida [3].

En este contexto, el monitoreo de condición se presenta como una práctica indispensable para el mantenimiento, ya que pone a disposición técnicas que permiten conocer el estado de salud de los activos y detectar la existencia de una falla potencial, es decir, el estado en el que comienza a desarrollarse una falla hasta convertirse en una falla funcional, donde el activo ya no es capaz de

cumplir su función [4]. La condición del equipo y la relación entre falla potencial y falla funcional es presentada en la Figura 1.

Entre las técnicas de monitoreo de condición tradicionales se destacan el análisis de vibraciones, tribología, termografía, pruebas eléctricas, ultrasonido y ensayos no destructivos [4]. No obstante lo anterior, la digitalización y sensorización de los equipos permite hoy disponer de gran cantidad de datos provenientes de las variables de proceso, que pueden ser un insumo importante para el desarrollo de propuestas que integren tecnologías de la industria inteligente [5].

Es oportuno señalar que la industria inteligente implica justamente un modelo de organización digitalizado que integra tecnologías avanzadas como el Internet de las Cosas (IoT), sistemas autónomos, análisis de datos, entre otros, en un ecosistema colaborativo [6], [7]. El uso de estas tecnologías permite a las organizaciones optimizar procesos, fomentar la sostenibilidad y tomar decisiones informadas en tiempo real, adaptándose de manera ágil a las demandas de un mercado cada vez más exigente [8], [9].

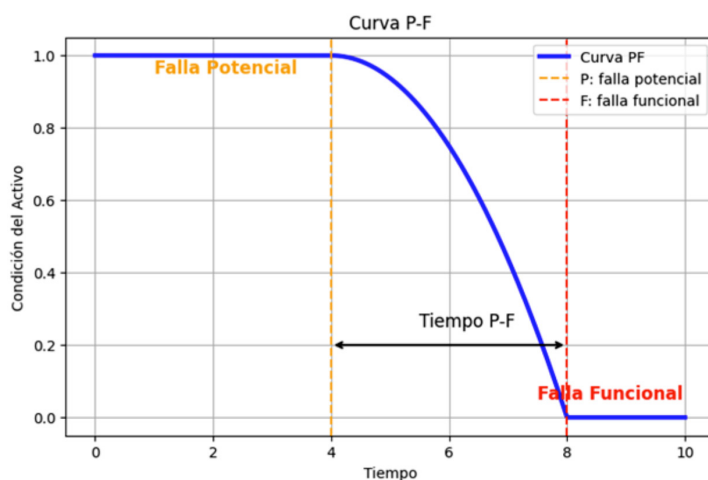


Figura 1. Curva P-F.

Con todo y lo anterior, la motivación para realizar una revisión sistemática radica en la importancia de contar con publicaciones actualizadas sobre el desarrollo de la industria inteligente y sus aplicaciones en la minería, un sector que se caracteriza por tener operaciones de alta criticidad y equipos que enfrentan condiciones extremas de trabajo, lo cual plantea desafíos únicos en términos de Gestión de Activos. Para justificar la pertinencia de este artículo, la Figura 2, obtenida el 22 de mayo de 2024, muestra el crecimiento exponencial de artículos publicados en Scopus, que considera las palabras clave industria inteligente y mantenimiento.

Esta revisión sistemática busca proporcionar información actualizada sobre las tecnologías de la industria inteligente, su implementación en el monitoreo de condición de equipos mineros y su impacto en el mantenimiento. Los hallazgos permitirán identificar brechas de investigación y contribuir al conocimiento existente en este campo.

Entonces, la pregunta que se pretende responder es: ¿Cómo se están implementando las tecnologías de la industria inteligente en las técnicas de monitoreo de condición de equipos mineros? Específicamente, nos interesa conocer: ¿Cuáles son las tecnologías de la industria inteligente utilizadas?, ¿A qué equipos mineros se aplican estas tecnologías? y ¿Cuál es su impacto en el mantenimiento? De esta manera, el objetivo es caracterizar las tecnologías de la industria inteligente que se utilizan en las técnicas de monitoreo de condición de equipos mineros.

El artículo tiene como estructura una presentación de la metodología, que incluye los criterios de inclusión y exclusión, las fuentes de información y las estrategias de búsqueda. También se detallan los resultados, incluyendo los artículos seleccionados, sus características y la síntesis de la revisión. Finalmente se presenta una discusión de los hallazgos y las conclusiones.

METODOLOGÍA

El diseño metodológico de este estudio adoptó un enfoque cualitativo de alcance descriptivo. Se trata de una revisión sistemática de la literatura que toma como referencia las directrices de PRISMA [10]. Para su replicabilidad, se especifican los criterios de inclusión y exclusión, las fuentes de información seleccionadas, la estrategia de búsqueda y el proceso de selección.

Criterios de inclusión y exclusión

En esta etapa se declaran todos los criterios de inclusión y exclusión aplicados a los estudios extraídos de las bases de datos electrónicas, con el propósito de seleccionar los más relevantes para responder las preguntas de investigación. Con relación a los criterios de inclusión, se tomaron en cuenta los siguientes:

- Incluir artículos publicados entre el 2020 y 2024.
- Incluir artículos publicados en inglés.
- Incluir artículos accesibles mediante las membresías de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso (PUCV) y la Universidad Técnica Federico Santa María (UTFSM).

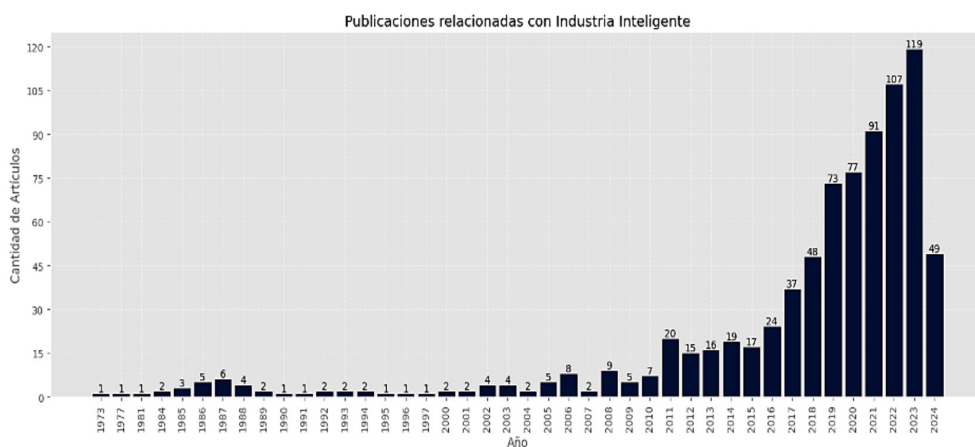


Figura 2. Publicaciones indexadas en Scopus relacionadas con la industria inteligente y el mantenimiento.

Con respecto a los criterios de exclusión, se ha visto por conveniente considerar los siguientes:

- Excluir artículos de conferencia, preprints, capítulos de libros, revisiones sistemáticas.
- Excluir áreas de conocimiento no relacionadas con el tema.
- Excluir artículos no relacionados con equipos mineros.
- Excluir artículos no relacionados con el mantenimiento.
- Excluir artículos no relacionados con el monitoreo de condición.
- Excluir artículos que no respondan a ninguna de las preguntas de la investigación.

Fuentes de información

Se utilizaron las bases de datos electrónicas Scopus y Web of Science, seleccionadas por su riguroso proceso de revisión, lo que incrementa la calidad de la bibliografía consultada. Además, proporcionan herramientas avanzadas de búsqueda y análisis bibliométrico que facilitan la identificación de estudios relevantes.

Estrategia de búsqueda

En esta etapa se extrajeron palabras clave y términos semejantes para la construcción de algoritmos de búsqueda. Se emplearon operadores booleanos AND y OR para realizar búsquedas dentro y entre las categorías. La Tabla 1 presenta las consultas realizadas para cada fuente de información.

Proceso de selección

La búsqueda inicial se llevó a cabo introduciendo los algoritmos en las bases de datos electrónicas, encontrando 798 estudios en Scopus y 65 estudios en Web of Science. La selección se hizo en dos etapas. La primera etapa se realizó con la asistencia de las herramientas de búsqueda avanzada que ofrecen las bases de datos como filtros, tipo de acceso, palabras clave, entre otros (Figura 3).

Tras la eliminación de artículos repetidos, la segunda etapa implicó una revisión del título, resumen, palabras clave y contenido de los artículos (Figura 4). El proceso de selección fue realizado por los cuatro autores de forma independiente, las discrepancias se resolvieron por consenso. Al culminar, se incluyeron 16 artículos en la revisión sistemática.

RESULTADOS

En este apartado se presentan los resultados de la revisión sistemática, organizada en secciones para su comprensión. Primero se describen las características generales de los artículos incluidos y luego se aborda su contribución en cada una de las categorías de análisis.

Características generales de los artículos

La Tabla 2 proporciona una descripción de los 16 artículos incluidos. Se incluye información que permite contextualizar y comprender mejor el enfoque de las contribuciones de cada investigación, sirviendo como base para los análisis posteriores.

Observando los años de publicación, se identifica que existe una mayor cantidad de publicaciones en los años 2021 y 2023. Además, existen publicaciones realizadas en el 2024, que muestran la actualidad y pertinencia del tema de investigación. Asimismo, la distribución geográfica de los artículos revela una concentración significativa de investigaciones en Polonia, lo que refleja un gran interés en el desarrollo y aplicación de tecnologías de la industria inteligente en el monitoreo de condición de equipos mineros en este país (Figura 5).

Haciendo hincapié en el caso de Polonia, la literatura señala que la minería, especialmente la vinculada con la producción de carbón, es importante para el desarrollo del país, pues sostiene tanto su seguridad energética como su economía.

Tabla 1. Consulta de búsqueda.

Base de datos	Algoritmo
Scopus	(TITLE-ABS-KEY (“mining industry”) AND (TITLE-ABS-KEY (“machine learning” OR “deep learning” OR “big data” OR “internet of things”) OR TITLE-ABS-KEY (condition AND monitoring))).
Web of Science	TS=(“mining industry” OR “mining equipment” OR “mining machine*”) AND TS=(“machine learning” OR “deep learning” OR “big data” OR “internet of things” OR “industry 4.0”) AND TS=((“condition” AND “monitoring”) OR “predictive” OR “maintenance”).

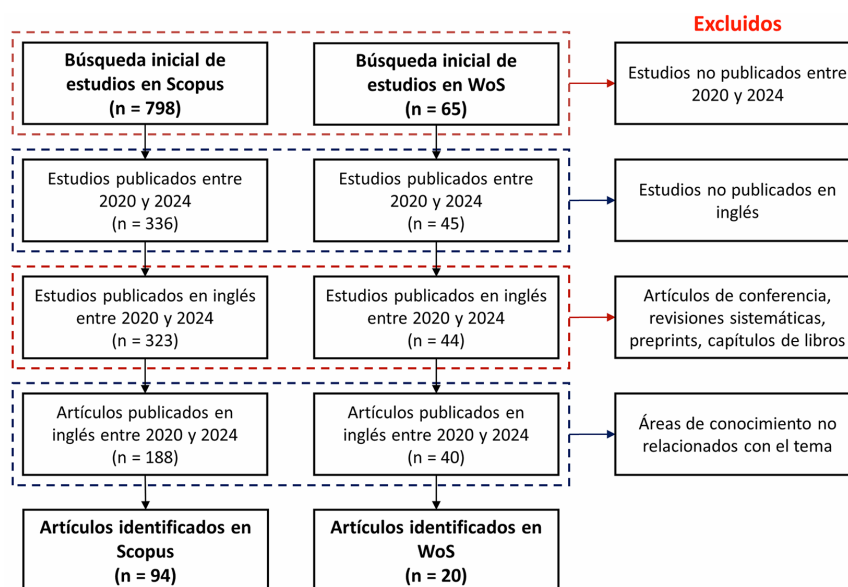


Figura 3. Primera etapa de selección de artículos.

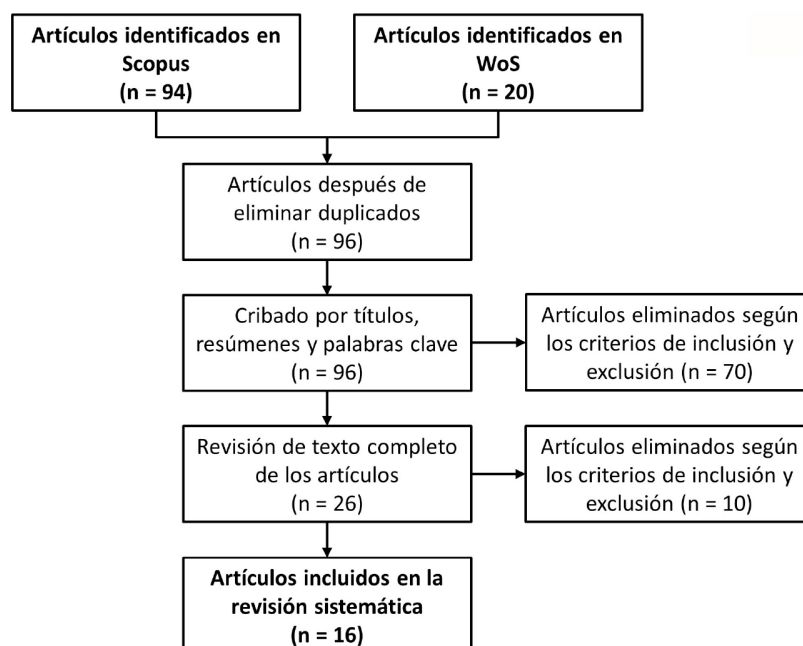


Figura 4. Segunda etapa de selección de artículos.

A pesar de las presiones y desafíos que plantea la transición energética en Europa, Polonia sigue manteniendo una fuerte dependencia del carbón, ya que contribuye al suministro energético nacional, al Producto Interno Bruto (PIB), impulsa el empleo y el progreso nacional [27].

Ante este panorama, las empresas mineras en Polonia continúan invirtiendo en nuevas tecnologías para mejorar su eficiencia operativa, reducir costos, aumentar la seguridad, entre otros aspectos orientados a la rentabilidad [28]. La integración de estas innovaciones tecnológicas no solo responde

Tabla 2. Descripción de los artículos incluidos.

Autor	Año	Título	País
Aqueveque <i>et al.</i> [11]	2021	Data-Driven Condition Monitoring of Mining Mobile Machinery in Non-Stationary Operations Using Wireless Accelerometer Sensor Modules.	Chile
Dabek <i>et al.</i> [12]	2022	An Automatic Procedure for Overheated Idler Detection in Belt Conveyors Using Fusion of Infrared and RGB Images Acquired during UGV Robot Inspection.	Polonia
El Bazi <i>et al.</i> [13]	2023	Generic Multi-Layered Digital-Twin-Framework-Enabled Asset Lifecycle Management for the Sustainable Mining Industry.	Marruecos
George and Mojabaei [14]	2023	Data Analyses of Quarry Operations and Maintenance Schedules: A Production Optimization Study.	EEUU
Guerroum <i>et al.</i> [15]	2022	Machine Learning Technics for Remaining useful Life Prediction using Diagnosis Data: a Case Study of a Jaw Crusher.	Marruecos
Guo <i>et al.</i> [16]	2022	Belt Tear Detection for Coal Mining Conveyors.	Marruecos
Hiruta and Umeda [17]	2020	Model-Based Deterioration Estimation with Cyber Physical System.	Japón
Jacksha and Raj [18]	2021	Assessing the Feasibility of a Commercially Available Wireless Internet of Things System to Improve Conveyor Safety.	EEUU
Li and Fei [19]	2024	Construction of Mining Robot Equipment Fault Prediction Model Based on Deep Learning.	China
Liu <i>et al.</i> [20]	2021	Electric Shovel Teeth Missing Detection Method Based on Deep Learning	China
Martinsen <i>et al.</i> [21]	2023	Holistic Approach Promotes Failure Prevention of Smart Mining Machines Based on Bayesian Networks.	Suecia
Plavsic and Miskovic [22]	2024	VR-based digital twin for remote monitoring of mining equipment: Architecture and a case study.	Canadá
Stefaniak <i>et al.</i> [23]	2023	Methods of Optimization of Mining Operations in a Deep Mine - Tracking the Dynamic Overloads Using IoT Sensor.	Polonia
Trybala <i>et al.</i> [24]	2021	Damage Detection Based on 3D Point Cloud Data Processing.	Polonia
Villavicencio <i>et al.</i> [25]	2021	Estimation of Moisture Content in Thickened Tailings Dams: Machine Learning Techniques Applied to Remote Sensing Images.	Chile
Wodecki <i>et al.</i> [26]	2023	Condition Monitoring of Horizontal Sieving Screens-A Case Study of Inertial Vibrator Bearing Failure in Calcium Carbonate Production Plant.	Polonia

a la necesidad de las empresas de mantenerse competitivas en un mercado global cada vez más demandante, sino que también facilitan el cumplimiento de los objetivos de sostenibilidad que Polonia debe alcanzar en el marco de las políticas europeas. Así, la convergencia entre minería, desarrollo económico, sostenibilidad y tecnología resalta la necesidad de transformar las prácticas extractivas para reducir el impacto ambiental y avanzar hacia una economía circular que optimice recursos y minimice residuos [27], [28].

Prosiguiendo con este apartado, se presentan las siguientes categorías de análisis: a) tecnologías de la industria inteligente utilizadas, b) equipos a los que se aplican estas tecnologías, c) su impacto en el mantenimiento. Cada categoría permite desglosar y examinar las contribuciones de los artículos desde diferentes perspectivas.

Tecnologías de la industria inteligente

Para abordar esta categoría de análisis, los artículos se clasificaron por tecnología empleada: a) big data y análisis de datos, b) internet de las cosas, c) machine learning, d) sensores. La Tabla 3 presenta una matriz que describe cada tecnología, proporciona una breve definición y muestra los artículos que ponen en evidencia su aplicación en las técnicas de monitoreo de condición.

Como se puede observar, el Machine Learning (Aprendizaje Automático) se destaca con nueve referencias, lo que sugiere su amplia investigación en este contexto. Le siguen los sensores, con ocho referencias, y el Internet de las Cosas (IoT), con cinco referencias, que son tecnologías clave para el monitoreo en tiempo real y la conectividad. Finalmente, el Big Data y análisis de datos, con tres referencias, resalta por su rol en la gestión,

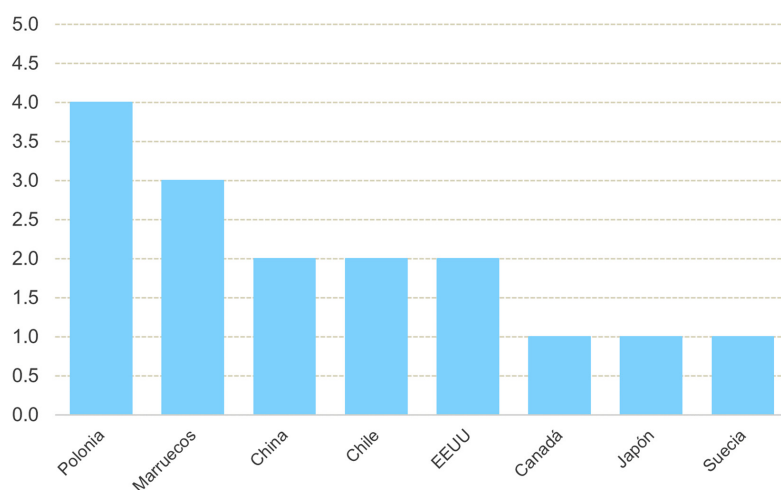


Figura 5. Selección de artículos por países.

Tabla 3. Tecnologías de la industria inteligente.

Tecnología	Definición	Referencia
Big Data y análisis de datos	Tecnologías para la gestión, procesamiento y análisis de grandes volúmenes de datos.	[13] [14] [15]
Internet de las Cosas (IoT)	Sistema de dispositivos interconectados que recopilan y comparten datos en tiempo real a través de internet.	[11] [13] [15] [18] [23]
Machine Learning (Aprendizaje Automático)	Tecnología que emplea algoritmos y modelos para que los sistemas informáticos aprendan de manera autónoma con datos.	[11] [14] [15] [16] [19] [20] [23] [24] [25]
Sensores	Dispositivos tecnológicos que miden variables y las convierten en señales o datos para ser analizados.	[11] [12] [13] [15] [18] [21] [23] [26]

procesamiento y análisis de grandes volúmenes de información.

Equipos mineros

Para abordar esta categoría de análisis, los artículos se clasificaron según los equipos mineros que se abordan: a) correas transportadoras, b) camiones de acarreo, c) cargadores, d) palas, y e) chancadores. La Tabla 4 presenta una matriz que describe cada equipo, proporciona una breve definición y muestra los artículos que ponen en evidencia la aplicación de tecnologías de la industria inteligente en ellos.

Como se puede observar, las correas transportadoras se sitúan al frente con seis referencias, destacando su relevancia en el transporte continuo de materiales. Le siguen los camiones de acarreo con tres referencias, los cargadores con dos referencias y las palas con dos referencias, todos ellos pertenecientes a la maquinaria pesada, lo que refleja un notable interés

en el mantenimiento de estos equipos que son utilizados en el transporte, carga y excavación de materiales a granel. Finalmente se encuentran los chancadores, también respaldados por dos referencias, lo que sugiere que existe un interés en garantizar la disponibilidad de este equipo, considerado crítico dentro de los procesos de concentración por su capacidad de reducir el tamaño de grandes piedras y minerales.

Impacto en el mantenimiento

La revisión sobre las tecnologías de la industria inteligente aplicadas a las técnicas de monitoreo de condición en equipos mineros ha revelado algunos beneficios que se detallan en la Tabla 5.

De esta manera, se identifican cuatro áreas de impacto en el mantenimiento: detección de fallas, planificación, costos y seguridad. Se observa que la aplicación de las tecnologías de la industria

Tabla 4. Equipos mineros en los que se aplica la tecnología.

Equipo	Definición	Referencia
Correas Transportadoras	Sistema continuo que transporta materiales a granel a lo largo de un trayecto fijo.	[12], [13], [16], [18], [22], [24]
Loaders (Cargadores)	Equipo pesado con una gran cuchara frontal utilizada para cargar materiales a granel.	[14], [21]
Haul Trucks (Camiones de acarreo)	Equipo pesado utilizado para transportar grandes cantidades de materiales a granel.	[14], [23]
Shovels (Palas)	Equipo pesado utilizado para excavar y mover grandes cantidades de materiales a granel.	[11], [20]
Crushers (Chancadores)	Equipo utilizado para reducir el tamaño de grandes piedras y minerales en fragmentos pequeños.	[13], [15]

Tabla 5. Impacto en el mantenimiento.

Impacto	Descripción	Referencia
Detección de fallas	Mayor precisión en el diagnóstico y pronóstico de fallas en los equipos mineros.	[11], [12], [15], [19], [20], [23], [24], [26]
Planificación	Mejora en la planificación de los mantenimientos.	[15], [17], [22]
Costos	Reducción de los costos asociados a los tiempos de inactividad.	[11], [13]-[17], [20]
Seguridad	Mejora en la prevención de posibles accidentes y la seguridad operativa en general	[12], [18], [21], [24]

inteligente en el monitoreo de condición incrementa la precisión en el diagnóstico y pronóstico de fallas en los equipos mineros. Conocer esta información permite mejorar la planificación del mantenimiento y reducir los costos asociados a las paradas no programadas y los tiempos no productivos. Asimismo, estas tecnologías mejoran la seguridad al reducir la exposición del personal a entornos de alto riesgo durante las inspecciones y el mantenimiento.

DISCUSIÓN

En este apartado, se analizan y contextualizan los hallazgos de la revisión sistemática para comprender cómo las tecnologías de la industria inteligente están transformando las técnicas de monitoreo de condición aplicadas en equipos mineros. Con los estudios seleccionados y las preguntas que se detallan, se construye una base de evidencia sólida sobre el impacto de estas tecnologías en la Gestión de Activos y el mantenimiento en minería.

Tecnologías de la industria inteligente

¿Cuáles son las tecnologías de la industria inteligente utilizadas en el monitoreo de condición? Para abordar este tópico, se ha visto por conveniente explorar primero los roles de cada tecnología en el monitoreo de

condición y luego analizar cómo se integran para dar paso a propuestas de solución más sólidas y robustas.

En primera instancia, los sensores son considerados por algunos autores como la base de los sistemas inteligentes, pues capturan datos en tiempo real sobre los parámetros operativos de los equipos, lo que permite el monitoreo continuo de su estado actual [15], [26]. Son especialmente útiles en entornos hostiles, como minas subterráneas y plantas de procesamiento, donde la inspección manual no es viable [23]. A medida que el volumen de datos crece, se hace necesario conectar los sensores a tecnologías capaces de gestionar la información [11]. Es aquí donde el Internet de las Cosas (IoT) juega un papel esencial, interconectando los sensores y transmitiendo los datos a sistemas centralizados que, respaldados en Big Data, almacenan y procesan esta información [13], [15], [23].

Con la información ya consolidada, el Machine Learning (Aprendizaje Automático) se convierte en el siguiente paso lógico para aprovechar los datos recopilados. Distintos autores han explorado sus aplicaciones en varios contextos, utilizando enfoques, modelos y algoritmos adaptados a necesidades específicas de mantenimiento.

Conocer el estado de salud de los equipos es una preocupación recurrente en el mantenimiento, lo que ha conducido al desarrollo de soluciones orientadas al diagnóstico basado en parámetros operativos para detectar anomalías o fallas incipientes. Existen propuestas que utilizan algoritmos de clasificación como Naive Bayes o Support Vector Machines (SVM) para procesar datos de vibración y evaluar el estado de los equipos conforme a estándares internacionales como la ISO 2372 [11].

Anticipar el momento en el que un equipo podría fallar es clave para la planificación de las intervenciones de mantenimiento, lo que ha motivado a buscar alternativas orientadas a conocer la vida útil restante (RUL) a partir de los parámetros operativos. Existen propuestas que utilizan algoritmos de regresión como Random Forest o Neural Network para procesar datos de vibración y temperatura, detectar fallas incipientes y pronosticar su ocurrencia, proporcionando una visión a largo plazo del estado de los equipos [15].

En algunos casos, los datos numéricos pueden no ser suficientes para detectar problemas de desgaste o daño estructural. Para superar esta limitación, se utilizan datos multimodales, que incluyen imágenes y escaneos, ofreciendo una perspectiva más completa de la condición del equipo [19], [25]. Existen propuestas que utilizan cámaras industriales junto con algoritmos de detección visual como YOLOv5 y Faster R-CNN, que permiten monitorear el desgaste de componentes situados en áreas con baja iluminación y de difícil acceso [16].

Sin embargo, trabajar con imágenes y otros tipos multimodales suele implicar una alta carga computacional, especialmente en entornos hostiles que también introducen ruido en los datos [24]. Esto ha conducido al desarrollo de modelos híbridos que combinan varios algoritmos para optimizar el procesamiento. Un ejemplo es el uso de visión por computadora junto con algoritmos como Semantic Segmentation y Convolutional Neural Network (CNN) para detectar con mayor precisión el desgaste o rotura de componentes [20].

Entre las propuestas más actuales se encuentran los gemelos digitales, que integran varias tecnologías en una representación digital precisa de los equipos. Esta tecnología integra datos históricos y en tiempo

real para proporcionar simulaciones precisas y predicciones del deterioro o falla. Un ejemplo es el marco de gemelo digital multicapa propuesto por El Bazi y sus colaboradores, que incorpora tecnologías como el Internet de las Cosas (IoT), la inteligencia artificial (IA) y los sistemas ciber físicos (CPS) bajo el modelo RAMI 4.0 para mejorar la eficiencia y sostenibilidad en entornos mineros [13].

En general, se observa una clara tendencia hacia la adopción de tecnologías que permiten la recolección y el análisis de datos en el monitoreo de condición de equipos mineros. La integración de sensores, Machine Learning, Internet de las Cosas (IoT) y Big Data conforma un enfoque holístico para el mantenimiento basado en condición y la optimización de procesos en la minería, subrayando el valor de estas tecnologías para mejorar el rendimiento en el sector.

La literatura también señala algunos desafíos que conlleva la adopción de estas tecnologías. Por un lado, en industrias como la minería, recopilar y organizar datos de forma eficiente es complicado por las variaciones constantes en las condiciones de operación. La falta de datos históricos confiables y bien etiquetados dificulta el entrenamiento de modelos de Machine Learning, especialmente cuando se tiene pocos ejemplos de ciertos tipos de fallas [11], [16], [17].

Además, los sensores a utilizar deben ser robustos y soportar condiciones extremas, como alta humedad, polvo y temperaturas elevadas. Asimismo, deben operar de manera autónoma para minimizar la necesidad de ajustes o intervenciones, lo cual representa un desafío en cuanto a la adquisición de dispositivos aptos para funcionar en entornos adversos [11], [21].

Aunado a ello, la gestión y transmisión de grandes volúmenes de datos en tiempo real sigue siendo un desafío, especialmente en zonas remotas con conexiones de red inestables debido a interferencias y problemas de señal. Sin una transmisión fluida, los sistemas pueden fallar en la detección temprana de problemas, impidiendo que cumplan su propósito [11], [12], [18], [19].

Equipos mineros

¿A qué equipos mineros se aplican las tecnologías de la industria inteligente? Análogamente al caso

anterior, primero describiremos a los equipos y su rol en la minería, para luego explorar las soluciones tecnológicas que propone la literatura.

Las correas transportadoras son esenciales en el transporte de materiales en las operaciones mineras; cualquier interrupción puede detener el flujo de trabajo y afectar a las etapas posteriores del proceso [13], [22], [24]. Debido a su uso intensivo y las condiciones extremas en las que operan, son vulnerables a múltiples modos de falla que se presentan con frecuencia en los rodillos y la banda de transporte. Para mitigar estos problemas, se han propuesto soluciones de inspección automatizada que utilizan vehículos terrestres no tripulados (UGV) equipados con sensores y cámaras industriales, junto con algoritmos de Machine Learning para detectar temperaturas elevadas en los rodillos y desgastes superficiales en la banda, eliminando la necesidad de inspecciones manuales [12], [16].

Los chancadores también son considerados críticos en el proceso de conminución de minerales, donde una parada no planificada afecta a la capacidad productiva de la planta [13]. Algunas fallas comunes en estos equipos suelen deberse a problemas de alineación y lubricación, que provocan altos niveles de vibración y temperatura. Por lo tanto, las alternativas de solución requieren la instalación de sensores inteligentes para monitorear estas variables en puntos clave como el motor eléctrico y los cojinetes. Los datos obtenidos pueden procesarse con algoritmos para estimar la vida útil remanente de los componentes o para predecir fallas [15].

Los camiones de acarreo (haul trucks), que transportan material desde las áreas de extracción hasta los puntos de procesamiento o descarga, enfrentan riesgos de falla por sobrecarga y vibraciones, factores que pueden comprometer su rendimiento y causar acumulaciones en los frentes de trabajo. Para mitigar estos problemas, se han planteado soluciones como el uso de tecnologías IoT y sensores inerciales que monitoreen estas variables en tiempo real, permitiendo identificar condiciones atípicas y optimizar su vida útil [14], [23].

Las palas (shovels), encargadas de excavar y cargar grandes volúmenes de material, son equipos que contribuyen a mantener el flujo operativo constante en las operaciones. Algunos modos de falla comunes

incluyen el desgaste del chasis, motor y dientes del cucharón, debido a cargas elevadas y vibraciones. Para optimizar su mantenimiento, se han desarrollado propuestas que emplean sensores inalámbricos para monitorear las vibraciones en los puntos más vulnerables, junto con algoritmos que detectan niveles críticos [11]. Adicionalmente, se ha propuesto implementar un sistema de monitoreo del desgaste en los dientes del cucharón utilizando cámaras industriales y modelos híbridos de Machine Learning [20].

Por último, los camiones de acarreo, palas y cargadores son también maquinaria pesada y, por lo tanto, están expuestas a modos de falla como sobrecalentamiento del motor, fugas de aceite y desgaste de componentes, lo que aumenta el riesgo de incendio y daños operativos. Para mitigar estos riesgos, se proponen sistemas de prevención basado en sensores avanzados que monitorean fuego, humo, gases y temperatura, junto con algoritmos que permiten detectar condiciones peligrosas [21].

Impacto en el mantenimiento

¿Cuál es el impacto de la aplicación de las tecnologías de la industria inteligente en el mantenimiento? La implementación de tecnologías inteligentes está transformando el mantenimiento en la minería, mejorando la detección de fallas y la planificación, reduciendo los costos y aumentando la seguridad.

Mediante sensores avanzados y análisis de datos en tiempo real es posible identificar anomalías y patrones de falla potenciales, facilitando un diagnóstico rápido y preciso de la condición de los equipos [11]. Además, los modelos de pronóstico basados en Machine Learning ayudan a proyectar la vida útil de sus componentes [15], [20]. Esto permite a los responsables de área y a la alta gerencia tomar decisiones informadas antes de que se produzca una falla funcional [23], [26].

La planificación del mantenimiento también se ha beneficiado con las tecnologías inteligentes. El monitoreo constante de los parámetros operativos permite ajustar los ciclos de mantenimiento según el tiempo de uso y el desgaste real de los equipos, extendiendo o acortando los intervalos sin comprometer su confiabilidad [22]. Además, la capacidad de predecir la vida útil remanente permite tomar acciones orientadas a prolongarlo

[15], [17]. En ambos casos, se facilita la gestión de recursos al prever la necesidad de intervenciones de mantenimiento con antelación [17].

Los costos asociados al mantenimiento, como repuestos, mano de obra y paradas no programadas, han disminuido con el uso de tecnologías inteligentes [11], [15]. Al optimizar la detección de fallas, la planificación y la ejecución de intervenciones, se reducen los costos directos e indirectos, beneficiando a la rentabilidad de las operaciones mineras [16], [20].

Del mismo modo, la seguridad ha mejorado con la aplicación de las tecnologías inteligentes, que brindan la posibilidad de mitigar los riesgos asociados a las actividades de operación, inspección y mantenimiento de los equipos. Robots automatizados ahora realizan inspecciones en entornos peligrosos, reduciendo la exposición del personal a zonas de alto riesgo [12], [24]. Además, los sensores detectan condiciones inseguras como fugas y sobrecalentamientos, previniendo accidentes graves [21].

CONCLUSIONES

Las tecnologías de la industria inteligente como el Machine Learning, Internet de las Cosas (IoT), Big Data y los sensores están siendo cada vez más implementadas en el monitoreo de condición de equipos mineros. Su aplicación permite alcanzar mejoras en la detección temprana de fallas y la planificación del mantenimiento en los equipos críticos como las correas transportadoras, chancadores, camiones de acarreo, cargadores, palas entre otros.

Indudablemente están revolucionando la Gestión de Activos, proporcionando alternativas modernas de solución que permiten cumplir con los objetivos del mantenimiento y maximizar el valor de los activos físicos. Además, tienen un impacto positivo en la seguridad al automatizar tareas y reducir la intervención humana en las actividades de operación, inspección e intervención de los equipos.

Sin embargo, aún persisten barreras para una adopción completa de estas tecnologías, como la complejidad en el manejo de grandes volúmenes de datos, la ausencia de un marco de referencia que permita su integración con los sistemas de gestión de mantenimiento, la dependencia de infraestructuras

digitales avanzadas y la necesidad de personal especializado.

Para las industrias que buscan adoptar estas tecnologías, es esencial contar con un conocimiento profundo del negocio y una comprensión clara de sus indicadores clave de desempeño, ya que son fundamentales para agregar valor a través del uso de estas herramientas. Además, se recomienda que cada industria evalúe su propio contexto operativo particular antes de considerar las propuestas descritas en este trabajo.

En cuanto a futuras líneas de investigación, existe una gran oportunidad para ampliar el uso de estas tecnologías a nuevos equipos que también son considerados críticos en operación mina y operación planta. En adición, se puede investigar cómo estas tecnologías pueden adaptarse a diferentes contextos operativos de la minería, considerando factores como los pormenores del proceso, la geografía, las condiciones ambientales y la infraestructura disponible.

Por otro lado, es necesario avanzar en enfoques que integren tecnologías de la Industria Inteligente para mejorar la interoperabilidad entre sistemas y procesar en tiempo real los datos obtenidos de sensores. Una buena gestión y transmisión de estos datos permitirá aprovechar al máximo su valor en el análisis. Además, explorar modelos híbridos más robustos de Machine Learning ofrecerá soluciones más precisas y ajustadas a las necesidades de cada contexto, fortaleciendo el monitoreo de condición y la toma de decisiones.

Finalmente, es indispensable evaluar el impacto de la implementación de estas tecnologías en la sustentabilidad, considerando sus tres aristas: economía, medio ambiente y sociedad. Además de transformar las operaciones mineras, estas tecnologías pueden promover prácticas más sostenibles que beneficien tanto al entorno como a la comunidad, fomentando su uso responsable y contribuyendo a la reducción de la huella ambiental en las industrias.

REFERENCIAS

- [1] A. Arata y L. Furlanetto, *Consideraciones generales de la gestión de activos y el mantenimiento*, en *Manual de Gestión de*

- Activos y Mantenimiento*, Valparaíso, Chile: RIL, 2005, pp. 3-48.
- [2] O. Durán, F. Orellana, P. Pérez and T. Hidalgo, "Incorporating an asset health index into a life cycle costing: A proposition and study case," *Mathematics*, vol. 8, no. 10, pp. 1787-1805, 2020, doi: 10.3390/math8101787.
- [3] *Terminología del Mantenimiento*, UNE-EN 13306:2010, Aenor, 2011.
- [4] Q. Liang, K. Knutsen, E. Vanem, V. Aesoy, and H. Zhang, "A review of maritime equipment prognostics health management from a classification society perspective," *Ocean Engineering*, vol. 301, Art. no. 117619, 2024, doi: 10.1016/j.oceaneng.2024.117619.
- [5] F. Orellana, O. Durán, J.I. Vergara and A. Arata, "Maintainability analysis of remotely operated LNG marine loading arms based on UNE 151001 Standard," *Machines*, vol. 12, no. 6, pp. 407-432, 2024, doi: 10.3390/machines12060407.
- [6] A. Fajrillah, M. Lubis, and A. Pasa, "Towards the smart industry for the sustainability through open innovation based on ITSM (Information Technology Service Management)," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 13, no. 6, pp. 140-152, 2022, doi: 10.14569/IJACSA.2022.0130619.
- [7] A. Iqbal, M. Amir, V. Kumar, A. Alam, and M. Umair, "Integration of next generation IIoT with blockchain for the development of smart industries," *Emerging Science Journal*, vol. 4, pp. 1-17, sep., 2020, doi: 10.28991/esj-2020-SP1-01.
- [8] L. Heiner, P. Fettke, H. Kemper, T. Feld and M. Hoffmann, "Industry 4.0," *Business & Information Systems Engineering*, vol. 6, pp. 239-242, 2014, doi: 10.1007/s12599-014-0334-4.
- [9] D. Lucke, C. Constantinescu, and E. Westkämper, "Smart Factory - A step towards the next generation of manufacturing," in *41st CIRP Conference on Manufacturing Systems*, M. Mitsuishi, K. Ueda, and F. Kimura, Eds., Tokio, Japan, May 26-28, 2008, doi: 10.1007/978-1-84800-267-8_23.
- [10] M.J. Page, *et al.*, "The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews," *BMJ*, vol. 372, no. 71, pp. 1-20, 2021, doi: 10.1136/bmj.n71.
- [11] P. Aqueveque, L. Radrigan, F. Pastene, A. S. Morales, and E. Guerra, "Data-Driven condition monitoring of mining mobile machinery in non-stationary operations using wireless accelerometer sensor modules," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 17365-17381, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3051583.
- [12] P. Dabek, J. Szrek, R. Zimroz, and J. Wodecki, "An automatic procedure for overheated idler detection in belt conveyors using fusion of infrared and RGB images acquired during UGV robot inspection," *Energies*, vol. 15, no. 2, pp. 601-621, 2022, doi: 10.3390/en15020601.
- [13] N. El Bazi, M. Mabrouki, O. Laayati, N. Ouhabi, H. El Hadraoui, H. Fatima-Ezzahra, and A. Chebak, "Generic multi-layered digital-twin-framework-enabled asset lifecycle management for the sustainable mining industry," *Sustainability*, vol. 15, no. 4, pp. 3470-3494, 2023, doi: 10.3390/su15043470.
- [14] B. George and B. Mojabaei, "Data analyses of quarry operations and maintenance schedules: A production optimization study," *Mining*, vol. 3, no. 2, pp. 347-366, 2023, doi: 10.3390/mining3020021.
- [15] M. Guerroum, M. Zegrari, M. Masmoudi, M. Berquedich, and A.A. Elmahjoub, "Machine learning technics for remaining useful life prediction using diagnosis data: a case study of a Jaw Crusher," *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, vol. 12, no. 10, pp. 122-135, 2022, doi: 10.46338/ijetae1022_14.
- [16] X. Guo, X. Liu, H. Zhou, R. Stanislawski, G. Królczyk, and Z. Li, "Belt tear detection for coal mining conveyors," *Micromachines*, vol. 13, no. 3, pp. 449-472, 2022, doi: 10.3390/mi13030449.
- [17] T. Hiruta and Y. Umeda, "Model-based deterioration estimation with cyber physical system," *International Journal of Automation Technology*, vol. 14, no. 6, pp. 1005-1012, 2020, doi: 10.20965/ijat.2020.p1005.
- [18] R. Jacksha and K.V. Raj, "Assessing the feasibility of a commercially available wireless internet of things system to improve conveyor safety," *Mining, Metallurgy & Exploration*, vol. 38, no. 6, pp. 567-574, 2020, doi: 10.1007/s42461-020-00325-3.

- [19] Y. Li and J. Fei, "Construction of mining robot equipment fault prediction model based on deep learning," *Electronics*, vol. 13, no. 3, pp. 480-500, 2024, doi: 10.3390/electronics13030480.
- [20] X. Liu, X. Qi and Y. Jiang, "Electric shovel teeth missing detection method based on deep learning," *Computational intelligence and neuroscience*, Art. no. 6503029, pp. 1-13, 2021, doi: 10.1155/2021/6503029.
- [21] M. Martinsen, A.D. Fentaye, E. Dahlquist, and Y. Zhou, "Holistic approach promotes failure prevention of smart mining machines based on Bayesian networks," *Machines*, vol. 11, no. 10, pp. 940-962, 2023, doi: 10.3390/machines11100940.
- [22] J. Plavsic and I. Miskovic, "VR-based digital twin for remote monitoring of mining equipment: Architecture and a case study," *Virtual Reality & Intelligent Hardware*, vol. 6, no. 2, pp. 100-112, 2024, doi: 10.1016/j.vrih.2023.12.002.
- [23] P. Stefaniak, W. Koperska, A. Skoczylas, J. Witulska, and P. Sliwinski, "Methods of optimization of mining operations in a deep mine-tracking the dynamic overloads using IoT sensor," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 79384-79396, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3291080.
- [24] P. Trybala, J. Blachowski, R. Blazej, and R. Zimroz, "Damage detection based on 3D point cloud data processing," *Remote Sensing*, vol. 13, no. 1, pp. 55-73, 2021, doi: 10.3390/rs13010055.
- [25] G. Villavicencio Arancibia, O. Piña Bustamante, G. Hermosilla Vigneau, H. Allende-Cid, G. Suazo Fuentelaba, and V. Araya Nieto, "Estimation of moisture content in thickened tailings dams: machine learning techniques applied to remote sensing images," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 16988-16998, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3053767.
- [26] J. Wodecki, P. Krot, A. Wróblewski, K. Chudy, and R. Zimroz, "Condition monitoring of horizontal sieving screens-a case study of inertial vibrator bearing failure in calcium carbonate production plant," *Materials*, vol. 16, no. 4, pp. 1533-1554, 2023, doi: 10.3390/ma16041533.
- [27] J. Kaczmarek, K. Kolegowicz, and W. Szymła, "Restructuring of the coal mining industry and the challenges of energy transition in Poland (1990-2020)," *Energies*, vol. 15, no. 10, 2022, doi: 10.3390/en15103518.
- [28] R. Marszowski and S. Iwaszenko, "Mining in Poland in light of energy transition: Case study of changes based on the knowledge economy," *Sustainability*, vol. 13, no. 24, 2021, doi: 10.3390/su132413649.