

Impacto de la Inteligencia Artificial en la gestión de mantenimiento predictivo en la industria

Impact of artificial intelligence on predictive maintenance management in the industry

José Adolfo Arizaga Mondragón

Universidad Estatal de Milagro
jarizagam@unemi.edu.ec
<https://orcid.org/0009-0003-7414-7961>

Josué Ismael Arizaga Ricaurte

La Vienesá S.A
josueari98@hotmail.com
<https://orcid.org/0009-0006-9441-6630>

RESUMEN

La evolución del mantenimiento predictivo en la industria ha estado marcado por importantes desarrollos tecnológicos y metodológicos, inicialmente el mantenimiento era de carácter reactivo, implicando reparaciones únicamente después de que se produjera una falla, el objetivo de la presente investigación es analizar como la Inteligencia Artificial (IA) ha transformado el mantenimiento predictivo, proporcionando una visión comprensiva de cómo esta tecnología está transformando las prácticas industriales, el objetivo planteado unido la metodología diseñada, permite presentar como principales resultados que los sistemas de IA son capaces de monitorear continuamente los datos de rendimiento de las máquinas y llevar a cabo análisis en tiempo real, que los algoritmos de aprendizaje automático y las técnicas de aprendizaje no supervisado son capaces de detectar patrones inusuales en los datos, que la Inteligencia Artificial tiene la capacidad de desarrollar modelos predictivos más precisos al analizar tanto datos históricos como datos en tiempo real. Como conclusiones se plantea que el futuro de la IA en el mantenimiento predictivo parece prometedor, con la integración de tecnologías emergentes como el internet de las cosas (IoT) y la analítica avanzada, el IoT permite una monitorización en tiempo real, mientras que la analítica avanzada mejora la capacidad de los algoritmos de IA para prever fallos con mayor precisión.

Palabras claves: Inteligencia Artificial (IA), Mantenimiento Predictivo, Industria 4.0 Análisis de Datos y Optimización de Recursos.

ABSTRACT

The evolution of predictive maintenance in the industry has been marked by important technological and methodological developments, initially, maintenance was reactive in nature, involving repairs only after a failure occurred, the objective of this research is to analyze how Artificial Intelligence has transformed predictive maintenance, providing a comprehensive view of how this technology is transforming industrial practices, the stated objective together with the designed methodology, allows to present as main results that AI systems are capable of continuously monitoring machine performance data and carry out real-time analysis, that machine learning algorithms and unsupervised learning techniques are capable of detecting unusual patterns in data, that artificial intelligence has the ability to develop more accurate predictive models by analyzing both historical data and real-time data. In conclusion, it is suggested that the future of AI in predictive maintenance seems promising, with the integration of emerging technologies such as IoT and advanced analytics. IoT allows real-time monitoring, while advanced analytics improves the ability of AI algorithms to predict failures more accurately.

Keywords: Artificial Intelligence (AI), Predictive Maintenance, Industry 4.0 Data Analysis and Resource Optimization.

INTRODUCCIÓN

La evolución del mantenimiento predictivo en la industria ha estado marcado por un importante desarrollo tecnológicos y metodológico, inicialmente el mantenimiento era de carácter reactivo, implicando reparaciones únicamente después de que se producía una falla, lo que representaba altos costos y largos períodos de inactividad. Posteriormente, surgieron prácticas de mantenimiento preventivo que se basaban en intervenciones programadas para prevenir fallos; sin embargo, estas prácticas no siempre se adaptaban a las condiciones reales del equipo y podían llevar a intervenciones innecesarias. El cambio significativo comenzó con la implementación del mantenimiento predictivo, facilitado por el avance en tecnologías de monitoreo y análisis como el análisis de vibraciones y la termografía, que hicieron posible la detección anticipada de fallos.

Esta retrospectiva histórica da cuenta de que tradicionalmente, el mantenimiento predictivo se ha basado en el análisis de datos históricos para anticipar y prevenir fallos en los equipos antes de que ocurran, lo que ayuda a reducir el tiempo de inactividad y los costos operativos, no obstante, los métodos tradicionales presentan ciertas limitaciones, como la dificultad para manejar grandes volúmenes de datos y la necesidad de ajustes manuales en los modelos predictivos. En los momentos actuales, la Inteligencia Artificial (IA) está desempeñando un papel esencial en la transformación de diversos aspectos de la gestión industrial, siendo el mantenimiento predictivo un área en la que su impacto es especialmente notable.

La incorporación de la IA en el mantenimiento predictivo ofrece una solución a estas limitaciones mediante el uso de herramientas avanzadas para el análisis de datos en tiempo real, empleando algoritmos de aprendizaje automático y análisis

predictivo, la IA facilita una monitorización continua y una previsión más precisa de los fallos. Estos avances no solo incrementan la fiabilidad de los equipos, sino que también optimizan los recursos y reducen de manera significativa los costos asociados al mantenimiento. Sin embargo, a pesar de los evidentes beneficios, la implementación de tecnologías basadas en IA en el mantenimiento predictivo también enfrenta varios desafíos, entre los que se encuentran la necesidad de disponer de datos de alta calidad, la integración con sistemas existentes y la capacitación del personal en el uso de nuevas tecnologías.

El impacto de la Inteligencia Artificial en la gestión de mantenimiento predictivo plantea varios problemas, siendo uno de los nodos más críticos la resistencia al cambio dentro de las organizaciones y los costos asociados con la implementación de estas tecnologías, lo que limita su adopción generalizada, estos problemas crean una brecha entre el potencial teórico de la IA en mantenimiento predictivo y su aplicación práctica efectiva en la industria.

El alcance del presente estudio busca analizar como las tecnologías de IA han revolucionado el mantenimiento predictivo, el aprendizaje automático y el análisis predictivo. El objetivo general planteado es analizar como la Inteligencia Artificial ha transformado el mantenimiento predictivo, proporcionando una visión comprensiva de cómo esta tecnología está transformando las prácticas industriales.

MÉTODOS

Para darle cumplimiento al objetivo se desarrolló una revisión bibliográfica en la que se recopiló, analizó, sintetizó y discutió la información publicada sobre la aplicación de la Inteligencia Artificial en la gestión de mantenimiento predictivo en la industria, que incluyó un examen crítico del estado de los conocimientos reportados en la literatura, el método empleado fue la revisión documental, el que permitió identificar las investigaciones elaboradas con anterioridad, las autorías y sus discusiones. El sustento teórico para el abordaje de la problemática señalada se ubica desde diferentes perspectivas:

Teoría de la confiabilidad

Emplea un diseño sólido y un mantenimiento programado para predecir y eliminar las fallas de los componentes, descritas en el desarrollo de métodos de confiabilidad cuantitativos para el análisis y diseño de sistemas de aeronaves, llegando a abarcar todo el campo de la ingeniería de confiabilidad. Aplica las matemáticas estadísticas para analizar y discutir los sistemas eléctricos, mecánicos y de otro tipo que se utilizan en equipos aerotransportados, de misiles y terrestres (Bazovsky, 1961)

Teoría del Mantenimiento Total Productivo (TPM)

Permite a las empresas de manufactura, optimizar el uso de sus máquinas y recursos, minimizando o eliminando los elementos que no añaden valor al producto, la responsabilidad de llevar a cabo esta tarea, no recae únicamente en un departamento o grupo de personas destinados a tal fin, sino que depende de toda persona que esté operando y trabajando con los equipos, es decir, de todo el personal de la empresa. Su objetivo es la eliminación total de las pérdidas asociadas a paros, costes y calidad, siendo su propósito final alcanzar los llamados 3 ceros: cero defectos, cero averías y cero accidentes. (Nakajima, 1971)

Teoría del Análisis de Modos y Efectos de Falla (FMEA)

El Análisis de Modos y Efectos de Falla (FMEA) es una técnica sistemática para identificar y evaluar los posibles modos de falla de un sistema, así como sus efectos, esta teoría permite priorizar las acciones de mantenimiento basadas en la gravedad, la frecuencia y la detectabilidad de los fallos. La FMEA se utiliza para prevenir fallos al analizar cada componente o proceso y aplicar medidas correctivas antes de que los problemas ocurran (Stamatis, 2003).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Una breve revisión del estado del arte

Esta breve revisión del estado del arte es crucial para situar la presente investigación dentro del contexto actual de la IA en los diversos procesos productivos y etapas industriales, proporcionando una base sólida que justifica su relevancia y originalidad. Esta revisión permite identificar las principales investigaciones previas, destacar las brechas de conocimiento que la investigación busca abordar, y evitar la duplicación de esfuerzos ya realizados. La presente revisión justifica la elección de la metodología y enfoque empleado, al mismo tiempo que demuestra la familiaridad del autor con los avances recientes y

fortalece la credibilidad de la investigación.

Autores como Peñalver & Isea (2024) en su artículo científico titulado, Transformación hacia fábricas inteligentes: El papel de la IA en la industria 4.0 revelan que en la industria 4.0, el desarrollo de fábricas inteligentes se está volviendo cada vez más crucial, el cambio hacia fábricas más productivas y eficientes depende de la implementación de la inteligencia artificial (IA) en este proceso. Las fábricas pueden optimizar sus procesos de producción y tomar decisiones más inteligentes gracias a las capacidades de IA para el análisis de datos y el aprendizaje automático. Asimismo, la IA pueden mejorar la calidad del producto al detectar defectos potenciales y corregirlos en tiempo real.

Desde una perspectiva crítica, el anterior artículo presenta un enfoque general sobre la implementación de la inteligencia artificial (IA) en la optimización de fábricas inteligentes, pero carece de detalles específicos sobre los desafíos teóricos y metodológicos involucrados. No se abordan, por ejemplo, los problemas asociados a la integración de IA con sistemas industriales heredados, la necesidad de infraestructura tecnológica avanzada para el procesamiento de grandes volúmenes de datos, ni las limitaciones éticas y de seguridad que pueden surgir con el uso de IA en procesos críticos. Además, el artículo se enfoca en los beneficios generales sin explorar aspectos como los costos iniciales de implementación, el impacto en la fuerza laboral o la adaptación del personal a estas tecnologías, lo que deja un vacío importante en la discusión práctica y teórica.

El presente artículo contribuye a llenar estos vacíos, al centrarse en un caso de uso específico de la IA en la industria: el mantenimiento predictivo, enfoque que permite abordar de manera más detallada la aplicación concreta de la IA en la mejora de procesos industriales, considerando tanto los beneficios como las dificultades metodológicas y técnicas en la implementación de sistemas de mantenimiento predictivo. Al mismo tiempo, contribuye a proporcionar evidencia empírica sobre cómo la IA puede reducir el tiempo de inactividad y optimizar el ciclo de vida de los equipos industriales, abordando limitaciones no tratadas en la discusión general sobre fábricas inteligentes.

Por otro lado Dante (2023) desde el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas de Argentina, en su artículo titulado, La industria de la inteligencia artificial: una carrera por su liderazgo, describe las políticas y medidas concretas, que el régimen chino siguió adelante no sólo para promover su industria de IA, sino también para identificar cuál es su estrategia para aumentar su influencia en los procesos de estandarización en la incipiente industria.

Este artículo carece de una explicación detallada de las políticas específicas implementadas y de los mecanismos concretos mediante los cuales China busca aumentar su influencia, se mencionan de forma general las medidas sin abordar aspectos teóricos cruciales, como los desafíos globales en la regulación y ética de la IA, las tensiones geopolíticas que influyen en los procesos de estandarización, y el impacto de la competencia tecnológica entre países, el texto también omite considerar cómo las políticas nacionales de IA pueden variar en su efectividad dependiendo de las dinámicas económicas internas y alianzas internacionales.

La presente investigación contribuye a cubrir estos vacíos teóricos y metodológicos, ya que ofrece un análisis empírico y concreto sobre el uso de IA en un área industrial específica, proporcionando evidencia práctica de cómo se implementan estas tecnologías y los beneficios que aportan. Lo que a su vez complementa el debate sobre las políticas de IA, proporcionando un caso de estudio real que puede enriquecer la discusión sobre los desafíos técnicos y operativos en la estandarización y adopción de IA, temas que la investigación realizada no aborda a profundidad.

Otra investigación encontrada en la revisión fue la de Rodríguez, et.al (2024) quienes desde su artículo titulado, Inteligencia artificial en la gestión organizacional: Impacto y realidad latinoamericana, donde plantean que, la gestión organizacional se enfrenta a grandes retos, producto del avance de las tecnologías, y en especial al resurgimiento de la inteligencia artificial en los diferentes campos en los cuales se hace presente, ocasionando un proceso de adaptación y reingeniería en la planificación y ejecución de las actividades.

El artículo presenta una visión general del desafío, pero carece de especificidad teórica y metodológica, no detallando los tipos de retos organizacionales ni las estrategias concretas de reingeniería necesarias para implementar IA en los procesos de planificación y ejecución. Asimismo, no se abordan los desafíos culturales y de capacitación del personal, la resistencia al cambio, ni los aspectos éticos o legales que las organizaciones deben considerar en la adopción de IA. También faltan referencias a estudios previos o marcos teóricos que expliquen cómo las organizaciones pueden manejar el cambio tecnológico de manera eficiente, dejando un vacío en la explicación de los impactos a largo plazo de la IA en la gestión organizacional.

El presente artículo contribuye a llenar estos vacíos al ofrecer un caso práctico y específico de la aplicación de IA en la industria, mostrando cómo esta tecnología puede mejorar la gestión de activos y optimizar procesos, al centrarse en el mantenimiento predictivo, el artículo aborda aspectos metodológicos importantes, como la implementación de IA en entornos industriales y los beneficios medibles en la reducción de tiempos de inactividad. Lo que proporciona un ejemplo concreto de reingeniería y adaptación tecnológica que puede ser útil para entender mejor los desafíos organizacionales

mencionados en el párrafo, ofreciendo perspectivas aplicables a la gestión en otros sectores.

Otros autores como Armas & Anicama (2022) en su artículo titulado, ¿Inteligencia artificial un fenómeno socioeconómico? Despido del trabajador por automatización empresarial, indican que los grupos empresariales y empresas de mayor poder económico están introduciendo IA para mejorar sus operaciones; más su uso se hará más proficuo en los próximos años, estos autores también abordan, la insuficiente legislación laboral peruana para normar la IA.

Desde una perspectiva crítica, el artículo aborda la introducción de la IA en las operaciones de grandes empresas y la falta de legislación laboral peruana para regularla, pero carece de una discusión teórica profunda sobre los impactos socioeconómicos y los posibles desafíos éticos que esto implica. No aborda cómo la IA afecta las relaciones laborales, ni considera los cambios en las dinámicas de empleo, como la posible desigualdad entre grandes empresas y pequeñas o la automatización de puestos de trabajo. Además, el análisis de la legislación se queda en la insuficiencia sin explorar los vacíos regulatorios específicos ni los esfuerzos globales comparativos en normativas de IA, lo que deja importantes preguntas sin resolver sobre cómo debería estructurarse una regulación adecuada en Perú.

La presente investigación contribuye a llenar algunos de estos vacíos al ofrecer un caso práctico de cómo la IA puede mejorar la eficiencia operativa en una industria específica, proporcionando datos que pueden ser útiles para el desarrollo de políticas de regulación tecnológica. Al centrarse en la aplicación de IA en el mantenimiento predictivo, el artículo también ofrece evidencia sobre los beneficios laborales y operacionales, lo que puede informar mejor los debates sobre cómo regular la IA en términos de sus impactos en el trabajo y la necesidad de capacitación para adaptar a los trabajadores a estas nuevas tecnologías.

El último trabajo consultado fue el de Granados (2022) titulado, Análisis de la inteligencia artificial en las relaciones laborales, en la que el autor considera la inteligencia artificial como una cadena de tecnologías, que se utilizan con el propósito de actuar como seres humanos, es decir, una serie de sistemas artificiales que permiten el desarrollo de labores o actividades profesionales mediante máquinas que piensan y funcionan como personas, lo que hace que los empresarios se cuestionen la importancia de articular la inteligencia artificial en su actividad económica.

El artículo muestra una visión simplificada de la inteligencia artificial (IA) como una cadena de tecnologías que imitan el comportamiento humano, pero carece de profundidad teórica sobre la complejidad y diversidad de las aplicaciones de IA. La definición es vaga, ya que no considera las diferencias entre tipos de IA, como la IA débil (que realiza tareas específicas) y la IA fuerte (que hipotéticamente funcionaría como un humano completo). Tampoco aborda los desafíos éticos, técnicos y económicos que surgen al integrar IA en las actividades económicas, ni ofrece una discusión metodológica sobre cómo los empresarios podrían articular o adaptar estas tecnologías a diferentes modelos de negocio. Además, deja sin explorar la disrupción en el empleo y los posibles cambios en la dinámica laboral que la IA puede generar.

La presente investigación contribuye a llenar algunos de estos vacíos, proporcionando un análisis concreto de cómo la tecnología no solo imita el comportamiento humano, sino que optimiza procesos industriales de manera única. Al centrarse en el mantenimiento predictivo, muestra cómo la IA puede aportar valor en términos de eficiencia y reducción de costos dentro de un marco operativo real, y esto puede servir de referencia para que los empresarios comprendan mejor cómo y por qué integrar la IA en sus actividades económicas, respondiendo a las limitaciones teóricas del párrafo.

Línea de tiempo del mantenimiento predictivo

A lo largo de la historia la definición y los principios del mantenimiento predictivo han evolucionado a lo largo de las décadas, desde sus inicios en la industria hasta la integración de tecnologías avanzadas como la IA y el Internet de las cosas (IoT), que han llevado a una transformación significativa en la gestión del mantenimiento industrial.

A continuación presentamos una línea de tiempo sobre mantenimiento predictivo, destacando los hitos claves en su evolución y desarrollo a lo largo de las décadas:

Los orígenes del mantenimiento predictivo datan entre las décadas 1940 y 1950 del siglo pasado, el concepto de mantenimiento predictivo comenzó a desarrollarse con la introducción de técnicas de monitoreo para detectar el desgaste y la fatiga de los materiales en aeronaves militares durante la Segunda Guerra Mundial (1939-1945). Según Nowlan & Heap (1978) estas técnicas iniciales incluían inspecciones visuales y pruebas no destructivas, como la inspección con líquidos penetrantes y la radiografía industrial.

La evolución del mantenimiento predictivo se aceleró con la introducción de técnicas de análisis de vibraciones para equipos rotativos, en la década de los 60, este método permitió la detección temprana de problemas mecánicos, como desbalances, desalineaciones y fallas en rodamientos, lo que posibilitó intervenciones antes de que ocurrieran fallas catastróficas (Moblely, 2022).

Ya en la década de los años 70, el mantenimiento predictivo se formaliza como una práctica reconocida en la industria, la que es definida por Smith (1976) como un enfoque de mantenimiento basado en la condición del equipo,

utilizando técnicas de monitoreo y diagnóstico para prevenir fallas antes de que se conviertan en problemas graves

Durante los años 80, las técnicas de mantenimiento predictivo se expandieron con el desarrollo de nuevos métodos de monitoreo, como la termografía infrarroja, el análisis de aceite y la ultrasonografía, técnicas que proporcionaron datos adicionales sobre el estado del equipo y ayudaron a mejorar la precisión de las predicciones de fallos (Moubrey, 1997).

La década de 1990 vio la integración de sistemas informáticos y tecnologías de automatización en las prácticas de mantenimiento predictivo, a criterio de Wireman (2005) los Sistemas de Gestión de Mantenimiento Asistido por Computadora (CMMS) comenzaron a incorporar módulos de análisis predictivo, mejorando la capacidad de las empresas para gestionar datos y planificar el mantenimiento con mayor precisión. Con la llegada del nuevo siglo, el que según César (2024) es un contexto donde la globalización redefine constantemente las dinámicas comerciales, aspectos como el avance de la Inteligencia Artificial, el aprendizaje automático y el mantenimiento predictivo experimentaron una transformación significativa. Las herramientas avanzadas de IA permitieron la creación de modelos predictivos más precisos basados en grandes volúmenes de datos, lo que facilitó la identificación temprana de patrones de fallos y el desarrollo de estrategias de mantenimiento más efectivas (Jardine, Lin, & Banjevic, 2006).

En la actual década, el mantenimiento predictivo se ha visto potenciado por la computación en la nube y el análisis de datos avanzado, según Zhang, Yang, & Liu (2020) las plataformas en la nube permiten el procesamiento de grandes volúmenes de datos y facilitan la colaboración entre equipos distribuidos geográficamente, mejorando la capacidad de respuesta y la eficiencia del mantenimiento.

Introducción de la IA en la gestión de mantenimiento predictivo en la industria

Uno de los beneficios de la Inteligencia Artificial es que facilita la adopción del mantenimiento predictivo en el contexto de la Industria 4.0, los sistemas de IA son capaces de monitorear continuamente los datos de rendimiento de las máquinas y llevar a cabo análisis en tiempo real, lo que permite identificar posibles fallos antes de que ocurran y optimizar la toma de decisiones para prevenirlos. Para la presente investigación, este autor asume el mantenimiento predictivo como un enfoque que utiliza herramientas, técnicas y análisis de datos para identificar anomalías y posibles defectos en el funcionamiento de equipos y procesos, con el propósito de corregirlos antes de que ocurran fallos. Por lo que abordar desde diferentes perspectivas como la Inteligencia Artificial mejora la eficiencia en la detección de problemas en el mantenimiento predictivo resulta importante y trascendental:

Procesamiento de datos: La Inteligencia Artificial tiene la capacidad de procesar grandes cantidades de datos en tiempo real, en el contexto del mantenimiento predictivo, esto significa que puede analizar rápidamente vastos conjuntos de datos generados por sensores y otros dispositivos, identificando patrones sutiles que podrían señalar posibles problemas. Los algoritmos de aprendizaje automático y las técnicas de aprendizaje no supervisado son capaces de detectar patrones inusuales en los datos, lo que permite la identificación temprana de comportamientos anómalos que podrían indicar fallos inminentes en los equipos.

Mejora de la precisión: La Inteligencia Artificial tiene la capacidad de desarrollar modelos predictivos más precisos al analizar tanto datos históricos como datos en tiempo real, estos modelos permiten anticipar posibles fallos antes de que sucedan, optimizando así las actividades de mantenimiento y disminuyendo los tiempos de inactividad inesperados. Los algoritmos de aprendizaje automático pueden mejorar y adaptarse continuamente a medida que se recopilan más datos, lo que significa que los modelos de detección de problemas se vuelven más precisos con el tiempo al enfrentarse a nuevas situaciones y condiciones operativas.

Automatización de decisiones: Los sistemas impulsados por Inteligencia Artificial tienen la capacidad de tomar decisiones autónomas en tiempo real, esto abarca la posibilidad de activar alertas, detener procesos, o programar actividades de mantenimiento sin necesidad de intervención humana directa, lo que mejora la velocidad de respuesta ante situaciones críticas. Además, la automatización mediante IA facilita una asignación más eficiente de los recursos, ya que los algoritmos pueden priorizar las tareas de mantenimiento en función de su urgencia y criticidad, optimizando así el uso del personal y los equipos.

Reducción de falsos positivos: La Inteligencia Artificial puede contribuir a disminuir los falsos positivos al ajustar de manera continua sus modelos, al realizar un análisis constante de los resultados de las alertas generadas y compararlos con los resultados reales, los algoritmos pueden incrementar su precisión y minimizar la cantidad de alarmas innecesarias. Desde la perspectiva del empleo de la Inteligencia Artificial en el mantenimiento predictivo, se puede materializar el uso del principio de aprendizaje automático para abordar una variedad de problemas en el ámbito del servicio, el aprendizaje automático permite automatizar la creación de modelos analíticos que pueden proporcionar a los técnicos de servicio acciones predictivas, ayudándoles a prevenir posibles tiempos de inactividad antes de que sucedan. Tanto la IA como el aprendizaje automático son sistemas dinámicos que generan resultados más precisos a medida que se exponen a una mayor cantidad de datos.

Por lo que se asume el aprendizaje automático como el subconjunto de la Inteligencia Artificial que utiliza algoritmos para analizar conjuntos de datos, lo que permite al sistema "aprender" y generar información de manera eficiente. Al proporcionar datos de muestra, o datos de entrenamiento, a un sistema de aprendizaje automático, estos algoritmos desarrollan modelos que se vuelven lo suficientemente precisos como para identificar ineficiencias, sugerir mejoras en la precisión y realizar predicciones sobre resultados futuros, a medida que aumenta el volumen de datos disponibles, la precisión de las predicciones mejora.

Las aplicaciones predictivas del aprendizaje automático son especialmente útiles en el contexto del mantenimiento y servicio, ya que pueden evaluar datos históricos y actuales sobre el uso de equipos para anticipar posibles eventos futuros, como la necesidad de una intervención de mantenimiento o la posible falla del equipo si no se toman medidas correctivas. Con el tiempo, y a medida que se recopila más información sobre los productos y su uso, estas predicciones se vuelven más precisas y detalladas. Estos elementos permiten abordar diferentes métodos para que la Inteligencia Artificial haga predicciones, dado que los tiempos de inactividad imprevistos disminuyen la productividad y generan la necesidad de realizar costosas visitas de técnicos para solucionar los problemas, por lo que la Inteligencia Artificial permite anticipar los fallos en los equipos, lo que incrementa la fiabilidad de los productos en operación.

Entre los métodos más empleados se encuentran:

Predice con lo que sabe: Integra los datos históricos de rendimiento, las especificaciones de ingeniería y el análisis en tiempo real para generar alarmas y alertas personalizadas basadas en condiciones específicas, esto le permitirá abordar un problema antes de que se materialice, dicha integración suele ser el primer paso en la implementación de predicciones impulsadas por Inteligencia Artificial.

Predice con lo que aprende: Independientemente de si ya cuenta con un programa de Internet de las Cosas Industrial (IIoT) establecido o si ha comenzado a implementarlo recientemente, la Inteligencia Artificial puede ayudar a optimizar y perfeccionar sus datos para desarrollar modelos más precisos y efectivos con el tiempo. Desarrolla una estrategia de mantenimiento predictivo que genere continuamente conocimiento y detecta los factores desencadenantes que predicen tiempos de inactividad, permitiendo abordar estos problemas de manera proactiva.

Predice con simulación: Realiza simulaciones que imitan el estrés que provocan los problemas de rendimiento durante el proceso de diseño para asegurar que las máquinas puedan soportar las condiciones del mundo real y establecer puntos de alerta y alarmas predictivas. Al utilizar datos obtenidos a través de procesos impulsados por Inteligencia Artificial, puede también mejorar las simulaciones que realiza con el tiempo.

De los métodos antes señalados emergen los beneficios de la Inteligencia Artificial en la gestión de mantenimiento predictivo, según Venkatesh et al. (2018), estos beneficios contribuyen a un ahorro significativo en costos y una mayor fiabilidad de los equipos.

Entre los beneficios más significativos están:

Eliminar pérdidas de producción: Utilizando Inteligencia Artificial, los modelos de mantenimiento predictivo analizan múltiples variables que reflejan el estado actual de un activo, realizan predicciones basadas en las tendencias de uso e informan a los equipos de mantenimiento sobre posibles fallos con antelación. Las alertas y alarmas personalizadas ayudan a prevenir problemas antes de que se presenten, lo que permite a los clientes disminuir la necesidad de visitas de personal y responder de manera más ágil a los problemas.

El mantenimiento predictivo basado en Inteligencia Artificial puede lograr:

- Una reducción del 30 por ciento en los tiempos de inactividad no planificados
- Resoluciones de servicio un 83 por ciento más rápidas
- Un 75 por ciento menos de tiempo en el sitio

Aumentar la productividad de los trabajadores: Al emplear Inteligencia Artificial para anticipar cuándo pueden surgir problemas en los equipos, es posible programar el mantenimiento predictivo de acuerdo con los horarios de los trabajadores. Esto minimiza las interrupciones causadas por fallos imprevistos o visitas de servicio programadas, resultando en:

- Un tiempo de actividad maximizado y menos retrasos en la productividad
- Una mayor utilización de los activos

Mejorar la seguridad de los trabajadores: Al prever con precisión cuándo un equipo podría fallar o averiarse, se evita que los técnicos de servicio enfrenten situaciones peligrosas. Estas predicciones detalladas aseguran que:

- Los trabajadores mantengan una distancia segura de las máquinas que podrían presentar fallos.
- Los técnicos de servicio puedan solucionar los problemas antes de que las máquinas se vuelvan peligrosas.

Dado que el mantenimiento predictivo proporciona los datos necesarios para ahorrar a los clientes hasta millones de dólares al reducir los tiempos de inactividad, la satisfacción del cliente tiende a aumentar, esto se traduce en tasas de renovación más altas, menor pérdida de clientes y mejores puntuaciones netas de promotores. La transición al mantenimiento predictivo resulta en una menor necesidad de servicio, visitas de servicio más rápidas y menos disruptivas, y maximiza el tiempo de actividad, la productividad y la seguridad. A pesar de los numerosos beneficios, la implementación de IA en el mantenimiento predictivo enfrenta varios desafíos, entre los que se encuentran la calidad y la cantidad de datos necesarios para entrenar los modelos de IA, la integración con los sistemas existentes y la necesidad de habilidades especializadas. Según Kumar et al. (2020), la falta de datos de alta calidad y la resistencia al cambio organizacional son barreras significativas para la adopción efectiva de tecnologías basadas en IA.

CONSIDERACIONES FINALES

El futuro de la IA en el mantenimiento predictivo parece prometedor, con la integración de tecnologías emergentes como el IoT y la analítica avanzada, el IoT permite una monitorización en tiempo real, mientras que la analítica avanzada mejora la capacidad de los algoritmos de IA para prever fallos con mayor precisión. La Inteligencia Artificial está cambiando drásticamente la gestión de mantenimiento predictivo en la industria, ofreciendo una mayor precisión en la predicción de fallos y optimizando la eficiencia operativa, sin embargo, los desafíos asociados a la calidad de los datos y la integración tecnológica deben ser superados para maximizar los beneficios. A medida que la tecnología continúa avanzando, el papel de la IA en el mantenimiento predictivo se expandirá, ofreciendo nuevas oportunidades para mejorar la gestión de los activos industriales.

Las limitaciones del presente estudio están dadas en que se destaca la dependencia de grandes volúmenes de datos de alta calidad, ya que la efectividad de los modelos predictivos puede verse comprometida si los datos son incompletos o erróneos, además la integración de sistemas de Inteligencia Artificial con infraestructuras existentes puede enfrentar desafíos técnicos y financieros. Las futuras investigaciones deberían centrarse en desarrollar metodologías para la gestión de datos de baja calidad, mejorar la interoperabilidad entre sistemas diversos, y explorar el impacto de la Inteligencia Artificial en entornos industriales con restricciones específicas. También sería importante investigar cómo los avances en Inteligencia Artificial pueden adaptarse a diferentes sectores industriales y evaluar el retorno de inversión a largo plazo de la implementación de estas tecnologías en mantenimiento predictivo.

REFERENCIAS

- Armas, C.E y Anicama, J.E (2022) ¿Inteligencia artificial un fenómeno socioeconómico? Despido del trabajador por automatización empresarial. *Revista Investigación y Negocios*, vol.15 no.25. Lima, Perú. Disponible en: http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2521-27372022000100013
- Bazovsky, I. (1961) *Fiabilidad: teoría y práctica*. Igor. Prentice-Hall International, Londres. Publicado en línea por Cambridge University Press.
- César, J.C. (2024) Análisis de la presencia económica y comercial de Japón en América Latina. *Revista Ibero-American Journal of Economics & Business Research* 4 (1) Sao Paulo, pp: 13-21 Disponible en: <https://publish.iberjournals.com/index.php/ECB/article/view/24/23>
- Dante, A. (2023) La industria de la inteligencia artificial: una carrera por su liderazgo. *Revista Problemas del Desarrollo*. vol.54 no.212 Ciudad de México ene/mar. 2023.<https://doi.org/10.22201/iiiec.20078951e.2023.212.69959>. Disponible en: https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0301-70362023000100105
- Granados, J. (2022) Análisis de la inteligencia artificial en las relaciones laborales. *Revista CES Derecho*, vol.13 no.1 Medellín, Colombia. <https://doi.org/10.21615/cesder.6395> Disponible en: http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2145-77192022000100111
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2005.09.012>
- Kumar, A., Smith, J., & Davis, R. (2020). Challenges in Implementing Artificial Intelligence for Predictive Maintenance. *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering*, 45(2), 211-225. https://doi.org/10.1007/978-3-030-57080-8_15
- Mobley, R. K. (2022). *An Introduction to Predictive Maintenance* (2nd ed.). Butterworth-Heinemann.
- Moubray, J. (1997). *Reliability-Centered Maintenance*. Industrial Press Inc.
- Nakajima, S. (1972) *Introducción al TPM: Mantenimiento productivo total*, 3ra edición, Cambridge, Mass, Productivity Press
- Nowlan, F. S., & Heap, H. F. (1978). *Reliability-Centered Maintenance*. United Airlines
- Peñalver, M & Isea, J. (2024) Transformación hacia fábricas inteligentes: El papel de la IA en la industria 4.0. *Revista Electrónica Multidisciplinaria de Ciencias Básicas, Ingeniería y Arquitectura*. Año VI. Vol VI. N°10. Enero – Junio. Fundación Koinonia (F.K). Santa Ana de Coro, Venezuela. <https://doi.org/10.35381/i.p.v6i10.3742> Disponible en: <https://ve.scielo.org/pdf/ipremcbia/v6n10/2665-0304-ipremcbia-6-10-38.pdf>
- Rodríguez, L, et.al (2024) Inteligencia artificial en la gestión organizacional: Impacto y realidad latinoamericana. *Revista Koinonia* vol.8 supl.1 Santa Ana de Coro, ago. 2023. <https://doi.org/10.35381/r.k.v8i1.2782>. Disponible en: https://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2542-30882023000300226
- Stamatis, D.H. (1995). *Failure Mode and Effect Analysis, FMEA from Theory to Execution*. ASQ – American Society of Quality. Milwaukee, Wisconsin, EEUU.
- Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2018). User Acceptance of Predictive Maintenance Systems: A Review. *International Journal of Production Economics*, 204, 174-182. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.07.003>
- Wireman, T. (2005). *Developing performance indicators for managing maintenance*. Industrial Press Inc.