

Industry 4.0 Integrated into TPM to Improve Equipment Availability in the Manufacturing Industry

Julio Bernal-Pacheco¹; Yordi Jesus Alegre Gonzales²; Joseph Anthony Enrique Alegre³; Cynthia Nayeli Gonzales Rau⁴; Daniel Jean Pierre Quispe Martel⁵; Vanesa Lorena Soto Chuima⁶; Lisseth Fontenla-Gambini⁷
^{1,2,3,4,5,6,7} Universidad Privada del Norte, Perú; julio.bernal@upn.edu.pe¹; N00259711@upn.pe²; N00297441@upn.pe³; N00368936@upn.pe⁴; N00357209@upn.pe⁵; N00373816@upn.pe⁶; lisseth.fontenla@upn.pe⁷

Abstract—One of the main problems of Total Productive Maintenance (TPM) is its superficial implementation, focused on basic routines rather than on data analysis, resulting in limited improvements in equipment availability and Overall Equipment Effectiveness (OEE), and a strong dependence on the human factor. For this reason, a systematic literature review of 70 studies was conducted, using Scopus, Web of Science, SciELO, Dialnet, and Google Scholar as primary databases, in order to rigorously analyze how the integration of Industry 4.0 technologies, such as Artificial Intelligence, IoT, and digital twins, strengthens Total Productive Maintenance (TPM) through the measurement, prediction, and optimization of equipment performance. Using the PRISMA methodology, recent scientific evidence from 2020 to 2025 is synthesized, demonstrating that the incorporation of data analytics, neural networks, digital twins, and IoT enables a transition from reactive maintenance to predictive and intelligent maintenance. The study identifies critical gaps related to standardization, organizational change management, and the scarcity of failure data, providing clear guidelines for future implementations and applied research lines. Finally, key aspects that should be strengthened and those requiring improvement are discussed in order to achieve an effective integration of AI, sensor-based systems, and risk models that support more accurate, culturally viable, and sustainable asset management over time.

Keywords—Industry 4.0, Total Productive Maintenance (TPM), Artificial Intelligence (AI), Digital Twins, Overall Equipment Effectiveness (OEE).

La Industria 4.0 integrada al TPM para mejorar la disponibilidad de equipos en la industria manufacturera

Julio Bernal-Pacheco¹; Yordi Jesus Alegre Gonzales²; Joseph Anthony Enrique Alegre³; Cynthia Nayeli Gonzales Rau⁴; Daniel Jean Pierre Quispe Martel⁵; Vanesa Lorena Soto Chuima⁶; Lisseth Fontenla-Gambini⁷
^{1,2,3,4,5,6,7} Universidad Privada del Norte, Perú; julio.bernal@upn.edu.pe¹; N00259711@upn.pe²; N00297441@upn.pe³; N00368936@upn.pe⁴; N00357209@upn.pe⁵; N00373816@upn.pe⁶; lisseth.fontenla@upn.pe⁷

Resumen— Uno de los principales problemas del TPM es su aplicación superficial, enfocada en rutinas básicas y no en el análisis de datos, con mejoras limitadas en disponibilidad y Eficiencia General de los Equipos (OEE), y altamente dependiente del factor humano. Es por ello que se realizó una revisión sistemática de la literatura de 70 investigaciones, teniendo como base de datos a Scopus, WOS, Scielo, Dialnet y Google Académico, para analizar de manera rigurosa cómo la integración de las tecnologías de la Industria 4.0 con Inteligencia Artificial, IoT y gemelos digitales, fortalece el Mantenimiento Productivo Total (TPM) a través de su medición, predicción y optimización del desempeño de los equipos. Con la metodología PRISMA, se sintetiza la evidencia científica reciente entre los años 2020 al 2025, que demuestra que la incorporación de analítica de datos, redes neuronales, gemelos digitales e IoT permite evolucionar del mantenimiento tradicional hacia un mantenimiento inteligente. El estudio identifica brechas críticas relacionadas con la estandarización, la gestión del cambio organizacional y la escasez de datos de fallas, aportando lineamientos claros para futuras implementaciones y líneas de investigación aplicada. Se discuten los aspectos que deben potenciarse y aquellos que requieren mejoras para lograr una integración efectiva de IA, sistemas de sensorización y modelos de riesgo que permitan una gestión de activos más precisa, culturalmente viable y sostenible en el tiempo.

Palabras clave— Industria 4.0, Mantenimiento Productivo Total (TPM), inteligencia artificial (IA), gemelos digitales, Eficiencia General de los Equipos (OEE).

I. INTRODUCCIÓN

En el escenario actual, marcado por transformaciones constantes y una competencia global más aguda, las empresas del sector manufacturero siguen buscando herramientas que les permitan facilitar el monitoreo y control de los procesos de transformación productiva, enfrentando desafíos de optimizar sus procesos para incrementar la eficiencia productiva y reducir los costos derivados de fallas en equipos, ya que las paradas no programadas generan elevados costos operativos y pueden representar hasta el 5 % de la pérdida anual de ingresos, afectando la rentabilidad y competitividad empresarial [1].

En este contexto, el Mantenimiento Productivo Total (TPM) es un enfoque fundamental en la industria manufacturera desde la década de 1950 y se encuentra estrechamente relacionado con el Eficiencia General de los Equipos (OEE), propuesto por Nakajima en 1988 como un KPI

clave para medir el desempeño productivo; no obstante, su implementación efectiva continúa siendo un desafío debido a la complejidad de los procesos y la falta de análisis actualizados, lo que genera brechas entre la capacidad de diseño y la producción real, afectando la eficiencia, la calidad y la rentabilidad, situación en la que la Industria 4.0, mediante la integración de tecnologías como automatización, IoT, inteligencia artificial y analítica de datos, emerge como un habilitador estratégico para optimizar la OEE y fortalecer la gestión del mantenimiento en los sistemas manufactureros modernos [2].

La incorporación de tecnologías vinculadas en la Industria 4.0 pueden conducir en una disminución en los costos directos, este enfoque no solo implica eficiencias económicas, sino que también permite una gestión más efectiva de los recursos. Esta integración de tecnologías mediante la automatización, la Inteligencia Artificial (IA) y el Internet de las Cosas (IoT), apuntan a optimizar aún más los procesos de producción, ofreciendo una visión más inteligente el rendimiento del equipo.

Como parte de la evolución hacia la Industria 4.0, la incorporación de la IA en el TPM se consolida como una estrategia efectiva para mejorar el desempeño operativo y, en particular, la disponibilidad de los equipos. Diversos estudios reportan incrementos de hasta un 14 % en el OEE mediante el uso de análisis de datos impulsados por IA mostrado por [3], así como reducciones cercanas al 70 % en las interrupciones mensuales gracias a la aplicación de redes neuronales [4].

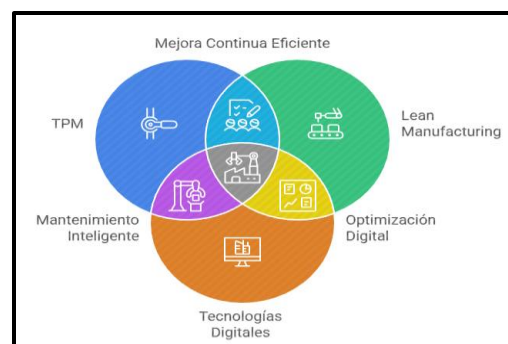


Fig 1. Modelos híbridos en combinación al TPM

Asimismo, en la figura 1 se muestran investigaciones recientes que resaltan el valor de modelos híbridos que combinan TPM, Lean Manufacturing y herramientas digitales indicados por [5], junto con el potencial de los gemelos digitales para habilitar un “OEE en tiempo real” [6]. No obstante, persisten desafíos relevantes, entre ellos la limitada validación en entornos industriales reales, la resistencia organizacional al cambio y la escasez de datos históricos de fallas para el entrenamiento de modelos de IA. En ese sentido, propuestas como la incorporación de IA expresada por [7], el uso de técnicas de aprendizaje por transferencia descritas por [8] y el desarrollo de marcos estandarizados para la Industria 4.0 según [2], emergen como recomendaciones clave para orientar futuras implementaciones; estos impactos positivos, que comprenden desde la reducción de tiempos de parada hasta la optimización de los indicadores de eficiencia, se concretan y comparan en la figura 2, facilitando la comprensión de su magnitud y relación relativa.

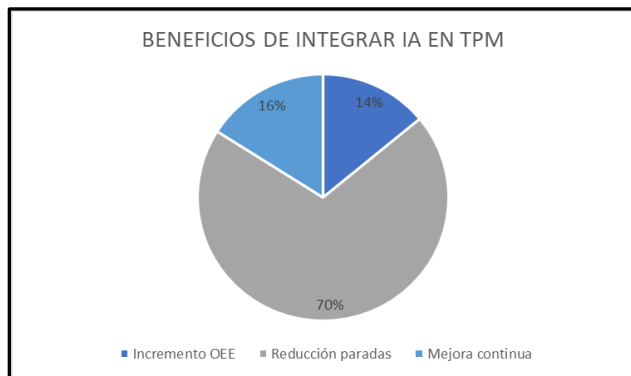


Fig. 2 Beneficios reportados de integrar IA en el TPM

En este contexto, resulta imprescindible adoptar tecnologías de la Industria 4.0 que permitan anticipar fallas, disminuir los tiempos de inactividad, mejorar la confiabilidad de los activos y optimizar el uso de los recursos operativos [1]. Según estudios recientes, las paradas no programadas y la ineficacia de las estrategias de mantenimiento representan una de las pérdidas más significativas para la productividad [5].

Tradicionalmente, el mantenimiento se ha sustentado en enfoques correctivos o preventivos, los cuales resultan insuficientes para gestionar la complejidad y variabilidad de los equipos modernos [9]. Esta limitación se agudiza por la falta de integración tecnológica, que impide predecir fallos de manera anticipada, un problema crítico cuyo impacto se refleja directamente en el indicador de OEE [10].

A partir de lo descrito, surge la siguiente pregunta de investigación: ¿Cómo la integración de las tecnologías de la Industria 4.0 al Mantenimiento Productivo Total (TPM) contribuye a mejorar la disponibilidad de los equipos en la industria manufacturera?

Por ello, el objetivo de este estudio es analizar el impacto de la integración de tecnologías de la Industria 4.0 al Mantenimiento Productivo Total (TPM) en la mejora de la disponibilidad de los equipos en la industria manufacturera, a través de una revisión sistemática de la literatura científica de los últimos cinco años.

II. METODOLOGÍA

El presente estudio se desarrolló a partir de un análisis sistemático que sigue cuidadosamente la guía PRISMA 2020. La estrategia de búsqueda cubrió el periodo (2020-2025) en base de datos de alto impacto como Scopus, Web of Science, Scielo, Dialnet y Google Académico.

Las ecuaciones de búsqueda trilingües (español, inglés y portugués) combinaron términos clave incluyendo “Mantenimiento productivo total”. “TPM”. “inteligencia artificial”. “OEE” y “disponibilidad operativa”, (detallados en la tabla 1).

El proceso consistió en una lectura comparativa y depurativa, donde se identificaron los conceptos, enfoques y evidencias más relevantes de cada fuente, organizándolos de forma coherente para construir un marco metodológico claro y utilizable para el estudio sobre todo, aquellas evidencias prácticas que realmente ilustran cómo esta fusión tecnológica está revolucionando el mantenimiento industrial y fortaleciendo la confiabilidad de los equipos de manufactura.

Esta estrategia permitió unificar criterios y concentrar los aportes vinculados a la mejora del desempeño de maquinaria mediante herramientas digitales avanzadas (IA).

El detalle de las ecuaciones de búsqueda y las bases de datos se resume en la Tabla 1.

TABLA I
COMANDOS UTILIZADOS

BASE DE DATOS	ECUACIONES DE BÚSQUEDA
Scopus	((("Total Productive Maintenance" OR "TPM") AND ("Artificial Intelligence" OR "AI" OR "Machine Learning") AND ("Availability" OR "OEE")))
Scielo / Dialnet	((("Mantenimiento Productivo Total" OR "TPM") AND ("Inteligencia Artificial" OR "Industria 4.0") AND ("Disponibilidad" OR "Eficiencia")))
Google Académico	"TPM" AND "Inteligencia Artificial" AND "Manufactura" AND "Disponibilidad"
Web of science (WoS)	TS=(("Total Productive Maintenance" or "TPM") AND ("Artificial intelligence" OR "AI"))

Con el fin de garantizar una metodología coherente, se definieron los criterios de inclusión y exclusión, ver Tabla II.

TABLA II
CRITERIOS DE INCLUSIÓN Y EXCLUSIÓN

SE INCLUYERON	SE EXCLUYERON
Artículos comprendidos entre el 2020-2025 Artículos con texto completo y acceso abierto Estudios que integren conceptos de la Industria 4.0 Artículos incluidos en la base de datos: Scopus, WOS, Scielo, Dialnet y Google Académico.	Artículos fuera de rango Artículos que abordan el TPM de forma aislada Artículos de la Industria 4.0 que no se alineen con los principios u objetivos claves del TPM

Para cada artículo se extrajeron variables esenciales como los autores y año, base de datos de procedencia, enfoque metodológico, gemelos digitales, IA aplicada al diagnóstico, los indicadores evaluados como OEE, disponibilidad, costos de mantenimiento, tiempo de inactividad y predicción de fallas. La revisión permitió identificar cómo las tecnologías (IA, IoT, gemelos digitales, minería de datos y simulación) fortalecen los modelos tradicionales de mantenimiento y abren paso a enfoques más precisos y eficientes. Este proceso logró sintetizar evidencias dispersas, identificar tendencias claras como el avance hacia el mantenimiento más independiente y eficiente, así como detectar vacíos en la integración completa de la fuerza laboral y en la estandarización de TPM digitales, de esta manera establecer un sustento sólido para investigaciones futuras orientadas a mejorar la disponibilidad y el rendimiento de los sistemas industriales.

III. RESULTADOS

El proceso para seleccionar los estudios se realizó siguiendo la metodología PRISMA 2020, que nos permitió organizar y evaluar toda la información de manera sistemática. Comenzamos con 70 estudios potenciales que encontramos en diferentes bases de datos académicas. Después de eliminar duplicados y aplicar filtros de accesibilidad, 40 estudios avanzaron a revisión. Finalmente 20 estudios cumplieron con todos los requisitos necesarios y fueron incluidos en la síntesis cualitativa. Este enfoque asegura una base de evidencias representativa sobre la integración de IA en el TPM para mejorar la disponibilidad manufacturera.

El diagrama expuesto en la figura 3, muestra de forma clara todo el proceso de selección que seguimos, desde que identificamos los primeros estudios hasta los que finalmente elegimos. Se puede ver cómo fuimos filtrando la información en cada etapa.

Los 20 estudios que seleccionamos nos proporcionan información muy valiosa sobre cómo la inteligencia artificial

puede integrarse en el sistema de Mantenimiento Productivo Total (TPM) y qué impacto tiene en la disponibilidad de los equipos. A continuación presentamos los principales resultados de forma visual para que se puedan entender fácilmente las relaciones entre los diferentes beneficios que encontramos:

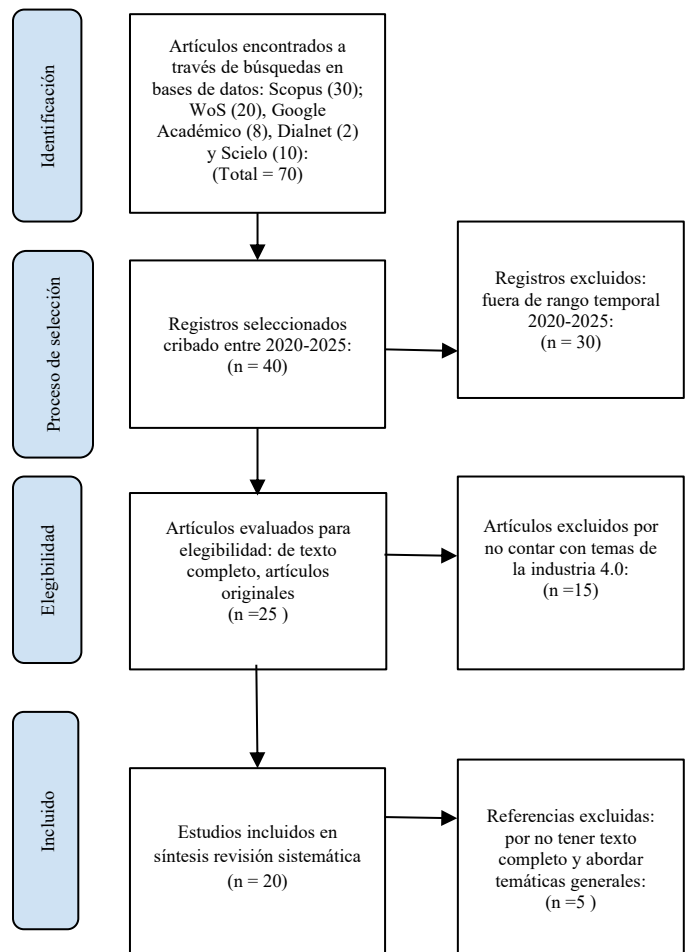


Fig. 3 Diagrama Prisma. Selección de estudios sobre Industria 4.0 en el TPM

Posteriormente, se procedió a consolidar las investigaciones seleccionadas para la presente revisión de la literatura científica. En la Tabla III, se pueden observar las publicaciones recopiladas en formato de artículo científico.

TABLA III
ANÁLISIS DE 20 ARTÍCULOS CIENTÍFICOS SOMETIDOS AL ESTUDIO

N	Base de datos	Título / Autor (es) / Año	Objetivo	Resultados	Conclusiones	Vacíos encontrados o deficiencias	Propuesta o recomendaciones	País
[5]	Google Académico	Optimizing maintenance strategies in smart manufacturing: A systematic review of lean practices, total productive maintenance (TPM), and digital reliability — Karim, M. R. (2025)	Investigar la integración de prácticas Lean, TPM y estrategias de confiabilidad digital (IA) para optimizar operaciones de mantenimiento.	Revisión de 96 estudios. Los modelos híbridos (Lean+TPM+digital) reducen paradas no planificadas, incrementan el OEE y mejoran la utilización de activos.	La integración de las tres estrategias ofrece resultados operativos y financieros superiores. Los frameworks híbridos son la mejor práctica para Industry 4.0.	Escasa documentación de fracasos en implementación y limitada integración de dimensiones humanas y técnicas.	Desarrollar guías estandarizadas para la integración, fomentar estudios empíricos y documentar casos de fracaso.	Estados Unidos
[10]	Scopus	Overall Equipment Efficiency in the Manufacturing Industry: A Systematic Review — Romani, Noe; Chumpe, Jhon E.; Velasquez, Arturo G.; Alca, Maria E. (2024)	Identificar los principales problemas de baja eficiencia en la industria manufacturera con respecto a la medición del OEE y la influencia del TPM y las tecnologías de la Industria 4.0.	Tras revisar 4,303 publicaciones, se encontró que la baja productividad está frecuentemente vinculada a implementaciones deficientes del OEE. Las herramientas de la Industria 4.0 permiten un "OEE en tiempo real".	Existe una necesidad crítica de estandarizar la adopción del OEE de manera integral. El "OEE en tiempo real" habilitado por IA es superior al cálculo retrospectivo tradicional del TPM.	La literatura a menudo trata el OEE de manera aislada. Falta investigación comparativa que contraste los valores de OEE predichos por IA con los valores reales post-implementación.	Realizar estudios que validen la precisión de los modelos predictivos de IA para el OEE, comparando las predicciones con los resultados reales en la planta.	Costa Rica
[2]	Scopus	Total Productive Maintenance and Industry 4.0: A Literature-Based Path Toward a Proposed Standardized Framework — Mouhib, Z.; Gallab, M.; Merzouk, S.; Soulihi, A.; Di Nardo, M. (2025)	Explorar cómo las tecnologías de la Industria 4.0 remodelan los pilares del TPM y formular los fundamentos para un modelo estandarizado de TPM digital (TPM 4.0).	Tecnologías como IoT e IA están transformando los pilares del TPM, permitiendo mantenimiento predictivo y gestión en tiempo real. Se propone un marco con cuatro dimensiones: arquitectura tecnológica, despliegue por fases, integración de la fuerza laboral e indicadores estandarizados.	Es necesario un marco estandarizado para la implementación del TPM 4.0, integrando tecnologías digitales para mejorar la gestión de activos y la disponibilidad.	Resistencia al cambio organizacional y dificultad para validar empíricamente el modelo por la limitada colaboración industria-academia.	Establecer asociaciones sólidas entre la industria y el mundo académico para adaptar y probar el marco propuesto.	Marruecos
[3]	Scopus	A data-driven framework for supporting the total productive maintenance strategy — Lucantoni, L.; Antonarioni, S.; Ciarapica, F.E.; Bevilacqua, M. (2025)	Desarrollar un marco de trabajo basado en datos (minería de reglas y análisis de redes) para implementar TPM de manera más efectiva y mejorar el OEE.	En una empresa automotriz, el marco permitió identificar factores clave que impactan el OEE. Se implementaron 24 acciones Kaizen, logrando un incremento del 14% en el OEE y alcanzando 7 de los 8 pilares del TPM.	La integración de técnicas avanzadas de análisis de datos (IA) permite una toma de decisiones más precisa en TPM, identificando causas raíz y mejorando la cultura de mantenimiento (Lean 4.0).	Requiere alta experticia técnica y recursos. Validado en un solo caso de estudio y no incluye el pilar de TPM Administrativo.	Ampliar la aplicación del marco en diversas industrias, incorporar el pilar administrativo y desarrollar herramientas accesibles para PYMEs.	Italia
[4]	Google Académico	Metodología de simulación con inteligencia artificial en la planificación y control de la producción, en sistemas de manufactura de fundición — Romero Ríos, Percy Marcial. (2021)	Determinar cómo una metodología de Simulación con IA puede asistir en la Planificación y Control de la Producción para pronosticar costos de parada y optimizar decisiones.	Usando Redes Neuronales Artificiales (RNA) se redujeron las interrupciones de 10 a 3 incidentes mensuales (70% de reducción), vinculando la disponibilidad técnica con resultados financieros.	La IA permite pronosticar con alta precisión las consecuencias de las interrupciones, proporcionando una capacidad predictiva que los métodos estáticos no pueden igualar.	Se enfoca en la predicción financiera, falta detalle técnico sobre cómo la IA diagnostica la causa física de la falla (vibración, temperatura) en tiempo real.	Vincular el modelo financiero predictivo con sensores físicos (IoT) para que se actualice en tiempo real basado en la salud de la máquina.	Perú
[6]	Scopus	Descripción general del mantenimiento predictivo basado en tecnología de gemelos digitales — Zhong, D., Xia, Z., Zhu, Y., & Duan, J. (2023)	Analizar el estado del arte del mantenimiento predictivo basado en gemelos digitales (PdM-DT) y sus implicaciones para la manufactura inteligente.	Los gemelos digitales permiten predicciones más precisas, mejoran la eficiencia del mantenimiento, reducen el downtime y ofrecen un marco escalable para integrar IA y datos en tiempo real.	El PdM con gemelos digitales supera al mantenimiento predictivo tradicional al integrar datos en tiempo real y modelos inteligentes, mejorando la disponibilidad. Es una tecnología clave para la manufactura avanzada.	Limitaciones en interoperabilidad, costos de implementación, falta de estandarización y desafíos para adoptar modelos IA confiables en entornos dinámicos.	Desarrollar marcos estandarizados, mejorar la integración con IA, fortalecer la calidad de datos y promover modelos adaptativos para aumentar la confiabilidad.	China

[7]	Scopus	Mantenimiento predictivo para la industria 5.0: investigaciones conductuales desde la perspectiva del sistema de trabajo — van Oudenhoven, B., Van de Calseyde, P., Basten, R., & Demerouti, E. (2023)	Examinar por qué los responsables de mantenimiento aceptan o rechazan sistemas de mantenimiento predictivo (PdM) y cómo influyen los factores humanos.	Identifican cuatro factores clave para adoptar PdM: confianza en el modelo, control sobre las decisiones, recursos cognitivos suficientes y adecuado soporte organizacional.	La aceptación del PdM depende más de factores humanos y organizacionales que de la tecnología. Debe integrarse manteniendo la autonomía, comprensión y confianza del personal.	No evalúa métricas TPM (como disponibilidad), no prueba la integración IA–TPM, y no presenta evidencia en plantas reales latinoamericanas.	Desarrollar PdM basado en IA con explicabilidad, capacitar al personal y vincularlo con los pilares TPM para medir el impacto en la disponibilidad.	Países Bajos
[8]	Google Académico	Detección de fallas en un sistema hidráulico utilizando redes neuronales artificiales — Mera Cruz, Hugo Sebastián. (2022)	Detectar fallas en un sistema hidráulico utilizando Redes Neuronales Artificiales (RNA), dada la complejidad no lineal de estos sistemas.	La RNA fue entrenada con datos de sensores de presión y caudal. La red aprendió exitosamente a clasificar condiciones de operación normal frente a condiciones de cavitación o fugas.	Las RNA son altamente efectivas para sistemas hidráulicos, los cuales son difíciles de modelar matemáticamente con ecuaciones lineales tradicionales.	El conjunto de datos requiere una cantidad significativa de datos de "fallos" para entrenar la red, lo que es difícil de obtener en una planta bien mantenida.	Utilizar "Transfer Learning" (Aprendizaje por Transferencia) o generación de datos sintéticos para entrenar modelos en modos de falla raros.	Ecuador
[11]	Scopus	Human-centered and IoT-driven digital twins in predictive maintenance for optimizing Industry 5.0 — Sabuncu, Ö., & Bilgehan, B. (2025)	Desarrollar un marco de gemelos digitales con IA (PSO, aprendizaje por refuerzo) para mantenimiento predictivo, integrando retroalimentación humana.	Reporta una reducción del 7.5% en costos de mantenimiento y 6.3% en tiempo de inactividad. Mejora la duración del mantenimiento y la precisión predictiva usando datos en tiempo real.	Los gemelos digitales + IA permiten un mantenimiento predictivo más preciso y seguro, reduciendo paradas no planificadas y alineándose con la visión de Industria 5.0.	No validado en industrias reales; no se integra completamente con los pilares del TPM; requiere gran cantidad de datos en tiempo real.	Integrar el modelo con los pilares del TPM, probarlo en plantas reales y añadir IA explicable para la confianza de los operadores.	Turquía
[12]	Scopus	Embedding risk in total productive maintenance model — Chundhoo, V., Chattopadhyay, G., Karmakar, G., & Appuhamillage, G. K. (2025)	Desarrollar un marco para integrar el riesgo económico en el modelo TPM, específicamente en el cálculo del OEE, para cuantificar las implicaciones financieras de las fallas.	Se creó el indicador OEER (OEE basado en riesgo), que demostró una disminución progresiva al aumentar la probabilidad de falla y las pérdidas económicas. Se logró predecir fallas con un error del 6.79%.	La integración del riesgo económico en el TPM permite una gestión de activos más informada y priorizada según el impacto financiero. El OEER es una métrica más completa que el OEE tradicional.	Se limitó a considerar solo el riesgo económico por avería. Datos financieros estimados, no reales. Validación en una sola máquina y sector.	Ampliar el modelo para incluir otros riesgos (calidad, seguridad). Validar en diferentes industrias. Integrar con tecnologías de Industry 4.0.	Australia
[13]	Scopus	Revisión sistemática de la tecnología y aplicaciones de gemelos digitales — Yao, J.-F., Yang, Y., Wang, X.-C., & Zhang, X.-P. (2023)	Realizar una revisión sistemática para definir el concepto de gemelo digital, analizar su tecnología base, marcos de aplicación y retos técnicos.	Identifica las cuatro etapas de evolución del gemelo digital, describe las tecnologías clave (modelado 3D, sensores, IA, simulación) y muestra aplicaciones exitosas en manufactura.	Los gemelos digitales son una tecnología estratégica que permite optimización, predicción y toma de decisiones inteligentes, potenciando la eficiencia operativa y el mantenimiento avanzado.	Persisten desafíos en interoperabilidad, calidad de datos, escalabilidad de modelos, falta de estandarización y altos costos de implementación.	Desarrollar marcos estandarizados de TD, mejorar la integración con IA para simulación y predicción, y fortalecer los sistemas de datos en tiempo real.	China
[14]	Scielo	El enfoque predictivo de la inteligencia artificial como herramienta para el mantenimiento de maquinaria industrial: una mirada desde la Industria 4.0 — Toro Lazo, Alonso. (2024)	Analizar el rol de la IA como herramienta fundamental para el mantenimiento predictivo dentro del marco de la Industria 4.0, destacando su impacto en la disponibilidad.	La revisión indica que la IA facilita la transición de un mantenimiento empírico y reactivo a uno basado en datos, pudiendo disminuir significativamente los costos de servicios de mantenimiento.	La IA permite la identificación de patrones de falla invisibles para los operadores humanos. El cambio de "fallar y arreglar" a "predecir y prevenir" es la característica del Mantenimiento 4.0.	Es un artículo de revisión teórica; carece de un caso de estudio experimental propio con datos brutos de una planta específica.	La industria debe avanzar hacia sistemas de gestión que integren IoT e IA para permitir "chequeos de salud" en tiempo real de los activos industriales.	Colombia
[15]	Google Académico	Aplicación del TPM (Mantenimiento Productivo Total) para mejorar la disponibilidad de máquinas en el proceso de soplado de botellas... — Palomino Tinco, Jonathan Cristhian; Carhuancho Flores, Junior Miler. (2024)	Aplicar los pilares del TPM para optimizar la disponibilidad de máquinas sopladoras de botellas PET, enfocándose en la Línea 4, el cuello de botella crítico.	Se partió de una disponibilidad del 86.26%. El análisis de fallas (2018-2023) reveló que las causas raíz eran planes de mantenimiento inadecuados y falta de supervisión. La metodología TPM logró estabilizar el proceso.	El TPM es efectivo para mejorar indicadores como MTBF y disponibilidad, alineando al personal con los objetivos de mantenimiento ("Cero Averías").	Es un caso de "TPM Clásico"; carece de integración con tecnologías de captura de datos automatizada o predicción basada en IA.	Este entorno estabilizado por el TPM es el candidato ideal para la siguiente fase: la sensorización e implementación de IA para capturar desviaciones sutiles.	Perú

[16]	Google Académico	Aplicación de la inteligencia artificial en la detección de fallas en los motores eléctricos de corriente continua de imán permanente — Adatao Arana, Ricardo Michael. (2021)	Aplicar técnicas de IA para detectar fallas en motores de corriente continua, comparando un sistema de diagnóstico asistido por IA frente a uno manual tradicional.	El sistema basado en IA demostró una capacidad superior para identificar fallas de aislamiento y vibraciones mecánicas en comparación con las pruebas manuales estándar.	La IA mejora drásticamente la confiabilidad de la detección de fallas. Esto impacta directamente en la disponibilidad al prevenir fallos catastróficos del motor.	El estudio se realizó bajo un diseño pre-experimental controlado. El ruido de una planta industrial real podría introducir variables no contabilizadas.	Implementar este sistema de detección como una solución de edge-computing adjunta directamente a los motores críticos en la línea de producción.	Perú
[17]	Scopus	Mejora del mantenimiento predictivo con IA: Aplicaciones e impacto — Kaur, Chitranjanjit; Sharma, Anurag (2025)	Analizar cómo la IA puede mejorar el mantenimiento predictivo en entornos industriales, identificando aplicaciones clave y evaluando su impacto.	Se discuten diversas técnicas de IA aplicadas al mantenimiento predictivo, mostrando mejoras en la detección de fallos, reducción de tiempo de inactividad y optimización de intervenciones.	La integración de IA en mantenimiento predictivo tiene un impacto positivo en la eficiencia operativa y la confiabilidad de los equipos.	Falta de validación en entornos industriales reales, escasez de estudios longitudinales y dificultades en la interpretabilidad de los modelos de IA.	Implementar modelos basados en IA para predecir fallos y optimizar intervenciones; validar modelos con datos reales; capacitar al personal; integrar IA con sensores.	Turquía
[18]	Dialnet	Inteligencia artificial para abordar los retos del mantenimiento 4.0 — Konde, Egoitz. (2022)	Describir las nuevas posibilidades que ofrecen las tecnologías de la Industria 4.0 (IA, Machine Learning, Big Data) para el mantenimiento industrial.	La combinación de estas tecnologías posibilita una mejora en la disponibilidad, control, gestión y operación de los activos. Permite ir más allá del monitoreo de condición simple hacia el reconocimiento de patrones complejos.	La IA aborda la complejidad de los equipos modernos que los operadores humanos no pueden comprender completamente. Es esencial para gestionar el volumen de datos generado.	El artículo se enfoca en el potencial y la tecnología, pero discute menos sobre el cambio cultural requerido en la fuerza laboral de mantenimiento.	Las empresas deben enfocarse en la "Calidad del Dato" antes que en la "Complejidad del Algoritmo". Un algoritmo simple con buenos datos supera a una red neuronal compleja con datos ruidosos.	España
[19]	Google Académico	Propuesta para incrementar la disponibilidad en la línea de producción en una planta embotelladora aplicando metodología TPM — Peralta Pari, Efrain; Odar Olazabal, Crystian Hernan. (2024)	Incrementar la disponibilidad en una línea de producción de embotellado para reducir pérdidas por tiempos muertos y mejorar el nivel de servicio.	Mediante la aplicación de pilares TPM (Mantenimiento Autónomo y Planificado), el proyecto logró estabilizar el proceso y reducir errores y daños en los pedidos.	El TPM es una metodología probada para incrementar la disponibilidad. El aspecto cultural de la propiedad del operador sobre su máquina es un factor crítico de éxito.	Similar a otros estudios, es un caso de "TPM de Línea Base". Carece de la capa "Inteligente" o predictiva automatizada.	Esta planta es el candidato ideal para un piloto de "Gemelo Digital", donde los procesos ahora estables pueden ser modelados digitalmente para probar escenarios de optimización con IA.	Perú
[20]	Scopus	Framework for total productive maintenance for an SME — Gwangwava, N.; Baile, G.A.; Dikgale, P.; Kefhilwe, K. (2021)	Diseñar un marco de implementación de TPM adaptado para PYMES manufactureras, con el fin de optimizar el OEE mediante la eliminación de las seis grandes pérdidas.	El estudio reveló un OEE promedio de 49.44% en la empresa estudiada. Se desarrolló un marco escalonado de TPM que prioriza la gestión de mantenimiento para mejorar la disponibilidad.	La implementación de TPM es crucial para que las PYMES manufactureras mejoren su eficiencia operativa. El compromiso de la alta dirección es fundamental.	La empresa carecía de un sistema de mantenimiento estructurado. Se identificaron problemas de gestión, falta de compromiso gerencial y relaciones interdepartamentales deficientes.	Implementar el marco escalonado de TPM con énfasis en el compromiso de la alta dirección, la capacitación generalizada y la priorización de equipos críticos.	Botsuana
[21]	Google Académico	Desarrollo e integración de un sistema de toma de decisiones basado en simulación e inteligencia artificial para sistemas de manufactura flexible en la industria 4.0 — Sueldo, C. S. (2025)	Desarrollar un Sistema Autónomo de Toma de Decisiones (SATDD) basado en IA para mejorar la eficiencia, adaptabilidad y autonomía de sistemas de manufactura flexible.	Se demostró que el sistema de IA permite optimizar rutas, minimizar tiempos de respuesta, mejorar la asignación de recursos y favorecer la toma de decisiones autónoma en una planta flexible.	La integración de IA dentro de la manufactura flexible incrementa la autonomía del sistema, reduce tiempos improductivos y mejora el desempeño global, permitiendo operar en entornos dinámicos.	Necesidad de mayor disponibilidad de datos reales industriales, complejidad para escalar los modelos de IA a grandes plantas y dependencia de simuladores para validar escenarios.	Ampliar la experimentación en plantas industriales reales, fortalecer la integración IA-simulación mediante gemelos digitales y probar nuevos algoritmos de aprendizaje.	España
[22]	Scielo	Implementación de un mantenimiento basado en la condición usando modelado y simulación: caso de estudio de un motor sincrónico de imanes permanentes — Quiroga Méndez, Javid; Oviedo Castillo, Silvia. (2011)	Implementar un Mantenimiento Basado en Condición (CBM) utilizando modelado y simulación para un motor sincrónico.	Los autores desarrollaron un modelo para generar residuos (diferencias entre el comportamiento esperado y el real). El análisis del componente de secuencia negativa de la corriente sirvió como un indicador robusto de falla.	La magnitud del indicador de falla se correlaciona directamente con la severidad del problema. Esto permite calcular dinámicamente un "Índice de Salud" del motor.	Siendo un estudio más temprano, se basa en simulación y procesamiento de señales clásico más que en "Deep Learning" moderno.	Usar estos indicadores "basados en física" como características de entrada para modelos modernos de Deep Learning, creando una "IA Híbrida" (Física + Datos) más robusta.	Colombia

De la tabla III, se puede observar que en cada investigación seleccionada se indica los criterios necesarios para ser incluidos en la revisión de la literatura científica. Sintetizando 20 estudios seleccionados, integrando de manera sistemática, información clave como los objetivos, los resultados, las conclusiones, los vacíos identificados y las recomendaciones, lo que permite visualizar de forma clara cómo la Industria 4.0 fortalecen el TPM y mejoran la disponibilidad de los equipos.

IV. DISCUSIONES

La literatura reciente evidencia una clara convergencia hacia la integración del TPM, el OEE y las tecnologías digitales como eje central de la manufactura inteligente. Los estudios de revisión sistemática coinciden en que los enfoques tradicionales de mantenimiento resultan insuficientes frente a la complejidad operativa actual.

A continuación, se desarrolla una discusión académica agrupando autores para proponer ideas innovadoras hacia un marco unificado:

A. Prácticas Lean, TPM e Industria 4.0

Según, [5], [10] y [2] destacan que la combinación de prácticas Lean, TPM e Industria 4.0 genera mejoras significativas en la reducción de paradas no planificadas, el incremento del OEE y la utilización de activos. Mientras [5], demuestra que los modelos híbridos superan ampliamente a las estrategias aisladas, [10] enfatiza que la falta de estandarización del OEE limita su efectividad, y [2] propone un marco estructurado de TPM 4.0 que integra tecnología, fases de despliegue y gestión del factor humano. En conjunto, estos trabajos concluyen que la transformación digital del mantenimiento requiere tanto innovación tecnológica como alineamiento organizacional.

B. Análisis de datos y la inteligencia artificial

Desde una perspectiva empírica, los diversos estudios validan el impacto positivo de la analítica de datos y la inteligencia artificial en la mejora del desempeño del TPM. Para [3], el uso de minería de datos y análisis de redes permite identificar factores críticos que afectan el OEE, logrando incrementos medibles mediante acciones Kaizen basadas en evidencia. De forma complementaria, el autor [4] evidencia que las redes neuronales artificiales no solo reducen interrupciones operativas, sino que también conectan directamente la disponibilidad técnica con resultados financieros, aportando una dimensión estratégica al mantenimiento. Ambos estudios coinciden en que la toma de decisiones basada en datos supera al enfoque reactivo tradicional, aunque reconocen limitaciones

relacionadas con la escalabilidad y la disponibilidad de información de calidad.

C. Gemelos digitales e IA avanzada

El mantenimiento predictivo emerge como un pilar fundamental de la Industria 4.0 y 5.0, especialmente cuando se apoya en gemelos digitales e IA avanzada. Según [6], [11], y [13], coinciden en que los gemelos digitales permiten integrar datos en tiempo real, simulación y modelos inteligentes, logrando predicciones más precisas y reducciones significativas del downtime. Sin embargo, estos autores también identifican desafíos persistentes, como la interoperabilidad, los altos costos de implementación y la falta de estandarización. A ello se suma la perspectiva conductual de [7], quienes subrayan que la aceptación del mantenimiento predictivo depende más de la confianza, comprensión y autonomía del personal que de la tecnología en sí, reforzando la necesidad de enfoques centrados en el ser humano.

D. Evolución del TPM

En el contexto latinoamericano, los estudios aplicados revelan una fuerte dependencia del TPM clásico como etapa de madurez inicial. Investigaciones como [15], [19] y [20] confirman que la aplicación disciplinada de los pilares del TPM mejora indicadores como la disponibilidad, el MTBF y el OEE, especialmente en entornos donde antes no existía una gestión estructurada del mantenimiento. No obstante, estos trabajos coinciden en señalar una carencia común: la ausencia de automatización, sensorización y capacidades predictivas, lo que limita el salto hacia un mantenimiento inteligente. Así, el TPM tradicional aparece más como un habilitador que como una solución final.

E. Detección de fallas mediante IA

A nivel técnico, los estudios centrados en detección de fallas mediante IA refuerzan el potencial de estas herramientas para enfrentar sistemas complejos y no lineales. Los investigadores [8] y [16], demuestran que las redes neuronales superan a los métodos convencionales en la identificación de fallas hidráulicas y eléctricas, respectivamente, incrementando la confiabilidad del diagnóstico. No obstante, ambos autores reconocen dificultades relacionadas con la escasez de datos de fallas reales, lo que abre la discusión sobre el uso de aprendizaje por transferencia y datos sintéticos. Esta problemática conecta con el enfoque híbrido propuesto por [22], quienes sugieren combinar modelos basados en física con técnicas modernas de IA para lograr soluciones más robustas y explicables.

Finalmente, los trabajos de carácter integrador y conceptual [14], [17], [18] y [21] consolidan la visión de que el futuro del mantenimiento industrial se orienta hacia sistemas autónomos, predictivos y centrados en datos. Estos autores coinciden en que la IA permite pasar de una lógica de “fallar y reparar” a una de “predecir y prevenir”, aunque advierten que el éxito depende menos de la sofisticación del algoritmo y más de la calidad de los datos, la capacitación del personal y la alineación estratégica. En este sentido, la discusión académica sugiere que el verdadero desafío no es tecnológico, sino socio-técnico: integrar personas, procesos y tecnología en un marco coherente que maximice la disponibilidad, confiabilidad y sostenibilidad de los activos industriales.

V. CONCLUSIONES

Los resultados de esta investigación ratifican que la integración de la Industria 4.0 al Mantenimiento Productivo Total no solo mejora los indicadores técnicos de desempeño, como la disponibilidad y la OEE, sino que redefine el rol del mantenimiento dentro de la estrategia de las empresas. La evidencia analizada demuestra que los enfoques híbridos, que combinan TPM, Lean Manufacturing y tecnologías digitales, superan ampliamente a los modelos tradicionales, al permitir decisiones basadas en datos, anticipación de fallas y una gestión más eficiente de los activos productivos.

El trabajo también evidencia que el éxito de estas iniciativas no depende exclusivamente de la tecnología, sino de su adopción socio-técnica. La resistencia al cambio, la falta de estandarización y la limitada disponibilidad de datos reales siguen siendo barreras relevantes, especialmente en contextos latinoamericanos. En este sentido, la investigación conduce a un aporte de valor significativo al proponer al TPM clásico como un habilitador fundamental para la transición hacia la Industria 4.0, estableciendo una base sólida para el desarrollo de sistemas de mantenimiento inteligentes, respondiendo las exigencias de la manufactura moderna.

REFERENCIAS

- [1] Bribescas Silva, F. A., & Romero Magaña, I. F. (2014). Gestión De Certificación De Calidad Como Factor De Competitividad En El Sector Industrial De Manufactura, En La Región Transfronteriza Cd. Juárez, Chih., México El Paso, Texas, USA (Quality Certification Management as a Determinant of Competitiveness in the Industrial Manufacturing Sector in the Cd. Juarez, Chih., Mexico-El Paso, Texas, USA Area). *Revista internacional administración & finanzas*, 7(1), 113-131. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2327877
- [2] Mouhib, Z., et al. (2025). Total Productive Maintenance and Industry 4.0: A Literature-Based Path Toward a Proposed Standardized Framework.
- [3] Lucantoni, L.; Antonarioni, S.; Ciarapica, F.E.; Bevilacqua, M. (2025). A data-driven framework for supporting the total productive maintenance strategy.

- [4] Romero Ríos, Percy Marcial. (2021). Metodología de simulación con inteligencia artificial en la planificación y control de la producción, en sistemas de manufactura de fundición.
- [5] Karim, M. R. (2025). Optimizing maintenance strategies in smart manufacturing: A systematic review of lean practices, total productive maintenance (TPM), and digital reliability.
- [6] Zhong, D., Xia, Z., Zhu, Y., & Duan, J. (2023). Descripción general del mantenimiento predictivo basado en tecnología de gemelos digitales .
- [7] van Oudenhoven, B., Van de Calseyde, P., Basten, R., & Demerouti, E. (2023). Mantenimiento predictivo para la industria 5.0: investigaciones conductuales desde la perspectiva del sistema de trabajo.
- [8] Mera Cruz, Hugo Sebastián. (2022). Detección de fallas en un sistema hidráulico utilizando redes neuronales artificiales.
- [9] Sociedad Nacional de Industrias (SNI). (2023). Reporte Anual de la Industria Manufacturera Peruana. chrome-extension://efaidnbmninnbpcapjpcglclefindmkaj/https://sni.org.pe/wp-content/uploads/2023/10/IEES-Coyuntura-Industrial_Setiembre-2023.pdf
- [10] Romani, N., et al. (2024). Overall Equipment Efficiency in the Manufacturing Industry: A Systematic Review.
- [11] Sabuncu, Ö., & Bilgehan, B. (2025). Human-centered and IoT-driven digital twins in predictive maintenance for optimizing Industry 5.0
- [12] Chundhoo, V., Chattopadhyay, G., Karmakar, G., & Appuhamillage, G. K. (2025). Embedding risk in total productive maintenance model.
- [13] Yao, J.-F., Yang, Y., Wang, X.-C., & Zhang, X.-P. (2023) Revisión sistemática de la tecnología y aplicaciones de gemelos digitales
- [14] Toro Lazo, Alonso. (2024). El enfoque predictivo de la inteligencia artificial como herramienta para el mantenimiento de maquinaria industrial: una mirada desde la Industria 4.0
- [15] Palomino Tingo, Jonathan Cristhian; Carhuancha Flores, Junior Miler. (2024). Aplicación del TPM (Mantenimiento Productivo Total) para mejorar la disponibilidad de máquinas en el proceso de soplado de botellas.
- [16] Aduato Arana, Ricardo Michael. (2021). Aplicación de la inteligencia artificial en la detección de fallas en los motores eléctricos de corriente continua de imán permanente.
- [17] Kaur, Chitransanjit; Sharma, Anurag (2025). Mejora del mantenimiento predictivo con IA: Aplicaciones e impacto.
- [18] Konde, Egoitz. (2022). Inteligencia artificial para abordar los retos del mantenimiento 4.0
- [19] Peralta Pari, Efraín; Odar Olazabal, Crystian Hernan. (2024). Propuesta para incrementar la disponibilidad en la línea de producción en una planta embotelladora aplicando metodología TPM.
- [20] Gwangwava, N.; Baile, G.A.; Dikgale, P.; Kefhilwe, K. (2021). Framework for total productive maintenance for an SME.
- [21] Suelto, C. S. (2025). Desarrollo e integración de un sistema de toma de decisiones basado en simulación e inteligencia artificial para sistemas de manufactura flexible en la industria 4.0
- [22] Quiroga Méndez, Jabid; Oviedo Castillo, Silvia. (2011). Implementación de un mantenimiento basado en la condición usando modelado y simulación: caso de estudio de un motor sincrónico de imanes permanentes.