ISBN: 978-628-96613-1-6. ISSN: 2414-6390. Digital Object Identifier: https://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2025.1.1.817

Analysis of Traditional vs. Industry 4.0 Methodology in Predictive and Preventive Maintenance of Industrial Machines: Systematic Review

Campos Chuquiarque, Juan Martín[1], Mora Rosario, Alan Elias[2], Coello Acosta, Alberto Deyvid[3], Mansilla Alza, Oscar Rafael[4]
[1,2,3,4]Universidad Tecnológica del Perú, Perú, U17307559@utp.edu.pe[1], u19100704@utp.edu.pe[2], C26206@utp.edu.pe[3], omansilla@utp.edu.pe[4]

***Abstract*– This research compares the traditional methodology with Industry 4.0 in the maintenance of industrial machines. Traditional methods, including preventive, corrective, condition-based maintenance, and TPM, are effective, but have significant limitations such as long downtime and high costs. On the other hand, Industry 4.0 uses advanced technologies such as the Internet of Things (IoT), artificial intelligence (AI) and data analysis to offer more automated and efficient production. These tools enable continuous monitoring and early failure detection, reducing unplanned downtime and improving efficiency and productivity. Industry 4.0 is gradually replacing traditional methods, especially in developing countries, where these new methodologies are significantly improving maintenance processes. It is worth mentioning that Industry 4.0 is still being implemented in this field, and most of the current results are qualitative. It is expected that future research will allow for more detailed and efficient comparisons.**

Keys word: Industry 4.0, IoT, AI, maintenance.

Análisis de la Metodología Tradicional vs. Industria 4.0 en el Mantenimiento Predictivo y Preventivo de Máquinas Industriales: Revisión sistemática

Campos Chuquiarque, Juan Martín[1], Mora Rosario, Alan Elias[2], Coello Acosta, Alberto Deyvid[3], Mansilla Alza, Oscar Rafael[4]
[1,2,3,4]Universidad Tecnológica del Perú, Perú, U17307559@utp.edu.pe[1], u19100704@utp.edu.pe[2], C26206@utp.edu.pe[3], omansilla@utp.edu.pe[4]

Resumen– ***Esta investigación compara la metodología tradicional con la Industria 4.0 en el mantenimiento de máquinas industriales. Los métodos tradicionales, que incluyen mantenimiento preventivo y/o correctivo, basado en la condición y TPM, son efectivos, pero presentan limitaciones significativas como tiempos de inactividad prolongados y costos elevados. Por otro lado, la Industria 4.0 utiliza tecnologías avanzadas como el internet de las cosas (IoT), inteligencia artificial (IA) y análisis de datos para ofrecer una producción más automatizada y eficiente. Estas herramientas permiten un monitoreo continuo y la detección temprana de fallas, reduciendo el tiempo de inactividad no planificado y mejorando la eficiencia y productividad. La Industria 4.0 está reemplazando gradualmente los métodos tradicionales, especialmente en países en desarrollo, donde estas nuevas metodologías están mejorando significativamente los procesos de mantenimiento. Cabe mencionar que la Industria 4.0 aún se está implementando en este campo, por lo que se espera que, futuras investigaciones permitan realizar comparativas más detalladas y eficientes.***

Palabras claves: Industria 4.0, IoT, Inteligencia Artificial, mantenimiento.

I. Introducción

En el ámbito del mantenimiento industrial, la evolución de las metodologías ha sido importante para mejorar la eficiencia operativa y la productividad de las máquinas industriales. Tradicionalmente, los métodos de mantenimiento preventivo y correctivo han dominado el campo, con enfoques que se basan en intervalos fijos e inspecciones manuales para prevenir fallos y minimizar el tiempo de inactividad. Sin embargo, el avance hacia la Industria 4.0 ha introducido una nueva era de mantenimiento [1], caracterizada por el uso de tecnologías avanzadas como el IoT, Industrial Internet de las Cosas (IIoT), la IA y el análisis de Big Data.

La metodología tradicional, aunque efectiva hasta el momento, presenta limitaciones inherentes que afectan la capacidad de anticipar y prevenir fallos de manera proactiva [2]. Estos enfoques, que se basan en programaciones fijas y el juicio humano, a menudo resultan en tiempos de inactividad prolongados y costos elevados debido a fallos inesperados [3]. Por otro lado, la llegada de la Industria 4.0 ha transformado el mantenimiento predictivo tradicional y preventivo, al proporcionar herramientas y tecnologías que permiten una vigilancia continua y un análisis predictivo en tiempo real. Las tecnologías de la Industria 4.0 ofrecen una solución más dinámica y eficiente, permitiendo la detección temprana de fallos y la optimización del mantenimiento antes de que ocurran fallos graves [4].

Este análisis comparativo tiene como objetivo evaluar cómo las metodologías tradicionales y las herramientas de la Industria 4.0 impactan el mantenimiento predictivo y preventivo en máquinas industriales. A través de esta revisión sistemática de la literatura, se examinarán las ventajas y desventajas de ambos enfoques.

II. Metodología

A. Estrategia de búsqueda

Para esta investigación se realizó una revisión de literatura, sin un metaanálisis, con el objetivo de analizar estudios sobre las herramientas de la Industria 4.0 y métodos tradicionales enfocados en la mejora del mantenimiento predictivo y preventivo en máquinas industriales.

Para enfocar la búsqueda y obtener resultados precisos, se empleó la estrategia PICOC, que incluye los componentes: problema, intervención, comparación, resultados y contexto. Se definieron los conceptos que se usaron en cada componente PICOC seleccionado: problema (P): tiempo de inactividad y mantenimiento no planificado; intervención (I): mejoras a través de la Industria 4.0; comparación (C): métodos tradicionales; resultados (O): eficiencia y productividad; contexto (C): sector industrial. Después de realizar la evaluación general y teniendo en cuenta el título del estudio, se consideraron cinco componentes PICOC.

Al emplear la estructura PICOC, basada en los componentes identificados, se formuló la siguiente pregunta principal: ¿Qué impacto tienen las herramientas de la Industria 4.0? y de los métodos tradicionales en la reducción de paradas no planificadas por mantenimientos, y cómo esto afecta la eficiencia y productividad?

Para la selección y análisis de artículos, se decidió utilizar la base de datos Scopus. Se generaron ecuaciones de búsqueda específicas para delimitar los artículos de investigación que respaldan la revisión bibliográfica. Dado que esta investigación compara las herramientas de la Industria 4.0 y métodos tradicionales de mantenimiento. Se elaboraron dos ecuaciones PICOC.

La primera ecuación estuvo dirigida a encontrar la intervención de la Industria 4.0. Esta ecuación PIOC dio como resultado 156 estudios:

(TTITLE-ABS-KEY ("Downtime" OR "Unplanned maintenance") 6AND TITLE-ABS-KEY ("improvement" OR "industry 4.0" OR "preventive Maintenance" OR "predictive maintenance" OR "IoT" OR "augmented reality" OR "artificial intelligence") AND TITLE-ABS-KEY ("efficiency" OR "productivity" OR "optimization of industrial machinery") AND TITLE-ABS-KEY ("Industrial Sector" OR "industrial machine" OR manufacturing OR production)) AND PUBYEAR 2017 AND PUBYEAR 2025 AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar"))

La segunda ecuación estuvo dirigida a encontrar el componente comparativo de los métodos tradicionales. Esta ecuación PCOC dio como resultado 190 estudios:

(TITLE-ABS-KEY ("Downtime" OR "Unplanned maintenance") AND TITLE-ABS-KEY ("traditional" OR "Maintenance" OR "tpm") AND TITLE-ABS-KEY ("efficiency" OR "productivity" OR "optimization of industrial machinery") AND TITLE-ABS-KEY ("Industrial Sector" OR "industrial machine" OR manufacturing OR production)) AND PUBYEAR 2017 AND PUBYEAR 2025 AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar"))

B. Criterios de inclusión y exclusión

Se elaboraron los criterios de inclusión para delimitar los artículos que abordan el tema de investigación:

CI1: Los estudios abordan las problemáticas de las paradas no planificadas en la industria.

CI2: Los estudios seleccionados deben abordar la implementación de herramientas de la Industria 4.0 o metodologías tradicionales.

CI3: Los estudios deben reportar resultados en relación con la eficiencia y productividad, cualitativos o cuantitativos.

CI4: Los estudios se han realizado en entornos reales del sector de maquinarias industriales.

Así mismo se elaboró los criterios de exclusión:

CE1: Estudios que aborden los mantenimientos de maquinarias, no relacionados con la disminución de tiempos de paradas no planificadas.

CE2: Estudios que tengan un contexto diferente al sector industrial.

CE3: Estudios que no reporten resultados.

C. Proceso de selección de estudios

En la primera etapa, se realizó la búsqueda de las dos ecuaciones en la base de datos Scopus, aplicando los filtros de estrategia de búsqueda, considerando todos los idiomas, restringiendo el tipo de documento a artículos y estableciendo un periodo de tiempo desde 2018 en adelante a ambas ecuaciones, se obtuvieron un total de 346 artículos. Estos artículos pasarían a ser seleccionados en las siguientes etapas de la estrategia PRISMA.

En la segunda etapa, se procedió a eliminar los artículos que no tenían relación con la investigación. Esto se logró mediante la lectura de títulos y resúmenes, donde se encontraron artículos relacionados con otros temas de investigación. En esta parte se descartaron un total de 239 artículos.

En la tercera etapa, se revisaron 107 artículos que podían ser recuperados para ser revisados y posteriormente analizados. De las cuales también se descartaron un total de 47 artículos no recuperables, ya que requerían acceso de pago o suscripciones.

En la última etapa ingresaron 60 estudios, luego se realizó la evaluación de los artículos según los criterios de inclusión y exclusión, los cuales se usaron para la elaboración de la revisión sistemática. Tras una lectura más detallada de los artículos, se descartaron: 8 artículos que abordaban problemáticas que eran distintas a las paradas no planificadas, también se descartaron 10 estudios que se desarrollaban en sectores diferentes al de la industria y por último, se descartaron 11 estudios que no reportaban resultados ya que la mayoría de ellos eran estudios descriptivos.

Tras aplicar todos los criterios establecidos, se reunieron un total de 31 artículos. Estos resultados se observaron de manera gráfica en la Figura 1.

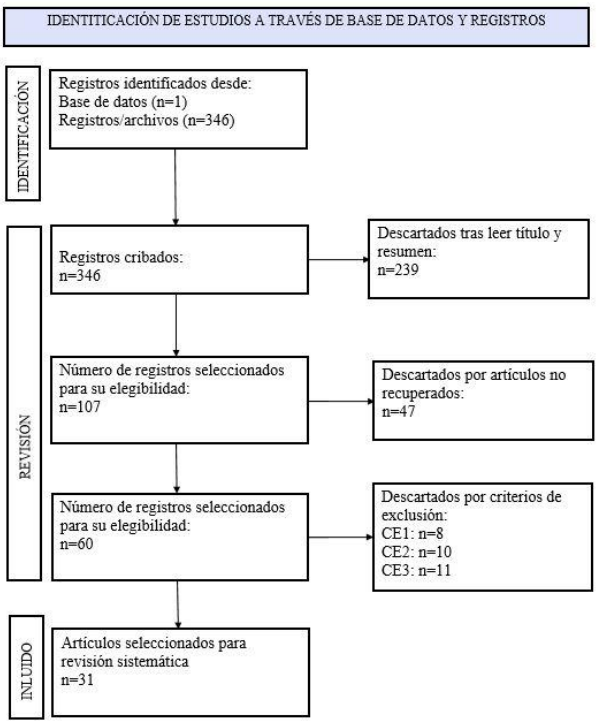

Fig.1 Diagrama de flujo prisma

III. RESULTADOS

Los resultados fueron estructurados en dos secciones principales: un análisis bibliométrico descriptivo de los estudios seleccionados, seguido de un análisis detallado de las características de interés alineadas con los objetivos de la RSL.

A. Análisis bibliométrico de los estudios seleccionados

Entre los estudios más destacados en el ámbito de la Industria 4.0 se encuentra una investigación [12] que ha tenido un impacto significativo en el sector del mantenimiento industrial, teniendo 45 citas. Este trabajo ilustra cómo herramientas como el IoT pueden mejorar la eficiencia del mantenimiento al identificar las causas de problemas en los procesos industriales.

Por otro lado, desde la perspectiva de los métodos tradicionales aplicados en el mantenimiento de maquinarias industriales, destacamos un estudio donde se empleó la metodología Lean Six Sigma [35] que fue citado por 40 estudios. Este estudio abordó problemas de paradas no planificadas y mejora de la eficiencia de las máquinas industriales, resultando en un aumento de la producción y beneficios significativos para la empresa.

A continuación, se muestra un resumen de los datos bibliométricos obtenidos en la revisión sistemática de literatura sobre la Industria 4.0 y métodos tradicionales, tal como se presenta en la Tabla 1 y la Tabla 2 respectivamente.

TABLA I
LISTA DE AUTORES REVISADOS SOBRE LA INDUSTRIA 4.0

Ref.	Título del artículo	Título de revista	Vol.	Cit.
[5]	Anomaly Detection in a Smart Industrial Machinery Plant Using IoT and Machine Learning	Sensors	23	1
[6]	A novel multi-scale CNN and attention mechanism method with multi-sensor signal for remaining useful life prediction	Computers and Industrial Engineering	169	37
[7]	Continuous productivity improvement using ioe data for fault monitoring: An automotive parts production line case study	Sensors	21	5
[8]	Intelligent robotic systems in Industry 4.0: A review	Journal of Advanced Manufacturing Science and Technology	4	1
[9]	Utilizing Digital Twins to Bolster the Sustainability of Logistics Processes in Industry 4.0	Sustainability (Switzerland)	16	0
[10]	IIoT Based Anomaly Detection and Maintenance Management of an Industrial Rotary System	Current Applied Science and Technology	23	0
[11]	Failure mode classification for condition-based maintenance in a bearing ring grinding machine	International Journal of Advanced Manufacturing Technology	122	4
[12]	End-to-end industrial IoT platform for Quality 4.0 applications. Computers in Industry	Computers in Industry	137	45
[13]	Revolutionizing IC Genset Operations with IIoT and AI: A Study on Fuel Savings and Predictive Maintenance	Sustainability (Switzerland)	15	5
[14]	Circuit Design for Predictive Maintenance	Advances in Artificial Intelligence and Machine Learning	2	0
[15]	Remote Diagnosis and Detection Technology for Electrical Control of Intelligent Manufacturing CNC Machine Tools	Scientific Programming	2022	0
[16]	Implementation and Transfer of Predictive Analytics for Smart Maintenance: A Case Study	Frontiers in Computer Science	2	4
[17]	A novel predictive maintenance method based on deep adversarial learning in the intelligent manufacturing system	IEEE Access	9	36
[18]	Study of the Impact of Industry 4.0 Tools in E-maintenance on the Performance of Industrial Companies	International Journal of Engineering Trends and Technology	71	0
[19]	Integrated digital transformation implemented in development of the Gremyachinskoe potassium-magnesium salt deposit	Gornaya Promyshlennost	2022	0
[20]	A Digital Twin Case Study on Automotive Production Line	Sensors	22	14

[21]	Cognitive manufacturing in industry 4.0 toward cognitive load reduction: A conceptual framework	Applied System Innovation	3	22
[22]	Real-time power monitoring using field-programmable gate array with IoT technology	IET Science, Measurement and Technology	13	9

TABLA II
LISTA DE AUTORES REVISADOS SOBRE MÉTODOS TRADICIONALES

Ref	Título del artículo	Título de revista	Vol.	Cit.
[23]	Data Analyses of Quarry Operations and Maintenance Schedules: A Production Optimization Study	Mining	3	0
[24]	Applying Sensor-Based Information Systems to Identify Unplanned Downtime in Mining Machinery Operation	Sensors	22	9
[25]	Application and Performance Measurement of Total Productive Maintenance: Case study of a Food Industries Company in Egypt	Journal of Engineering Research	166	0
[26]	The concept of a mobile automated diagnostic and dynamometer station for heavy trucks	Combustion Engines	193	0
[27]	Implementation of lean manufacturing methods to improve rolling mill productivity	International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration	11	0
[28]	Justification of TPM pillars for enhancing the performance of manufacturing industry of Northern India	International Journal of Productivity and Performance Management	69	11
[29]	Potential of using TPM to increase the efficiency of production processes	Tehnicki Vjesnik	27	11
[30]	review lean manufacturing model of production management under the preventive maintenance approach to improve efficiency in plastics industry smes: a case study	South African Journal of Industrial Engineering	33	13
[31]	A total productive maintenance & reliability framework for an active pharmaceutical ingredient plant utilising design for Lean Six Sigma	Heliyon	9	0
[32]	Machine Learning in Precision Manufacturing: A Collaborative Computer and Mechanical Engineering Perspective	Dandao Xuebao/Journal of Ballistics	35	0
[33]	The issue of applying the principles of lean manufacturing in the operation of dump trucks at coal mines	Ugol		0
[34]	Application of lean Six Sigma to improve the dense medium separation performance at a diamond processing plant in Namibia	Cogent Engineering	10	0
[35]	Applying lean six sigma methodology to a pharmaceutical manufacturing facility: A case study	Processes	9	40

De las 111 palabras clave identificadas en los estudios, 59 corresponden a la Industria 4.0 y 52 a los métodos tradicionales. Para la Industria 4.0 las palabras claves más usadas fueron: (a) Industria 4.0, (b) Artificial Intelligence, (c) Predictive Maintenance, (d) Industrial IoT, (e) Digital Twin, (f) Anomaly detection y (g) IoT. Para los métodos tradicionales, las palabras claves que fueron tendencia son: (a) Total Productive Maintenance, (b) Lean Six Sigma, (c) Productivity y finalmente (d) Autonomus Maintenance.

En los artículos revisados, se identificó una variedad de autores de diferentes nacionalidades con publicaciones a nivel mundial, tanto para la Industria 4.0 como para métodos tradicionales, como se ilustra en la Figura 2. En la industria 4.0 China tiene un mayor número de incidencias [6], [15] y [17]; así mismo, para los métodos tradicionales, la India tiene mayor número de artículos [27], [28] y [32].

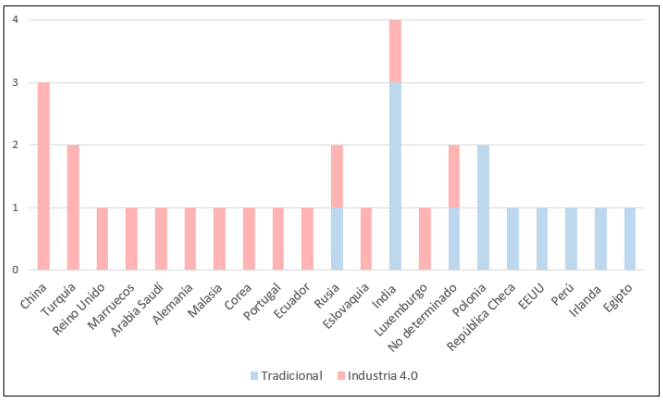

Fig. 2 Distribución geográfica de artículos

De los artículos seleccionados se obtuvo la distribución temporal desde el 2018 al 2024. Los resultados nos permiten observar las tendencias en la producción de investigaciones en este rango de tiempo, siendo el año de mayor incidencia el año 2022 en el caso de la Industria 4.0 y en el caso de los métodos tradicionales, el año 2023, como se ilustra en la Figura 3. Así mismo, se resalta que entre los años 2022 y 2023, se llegó al mayor número de publicaciones considerando la suma de ambas intervenciones.

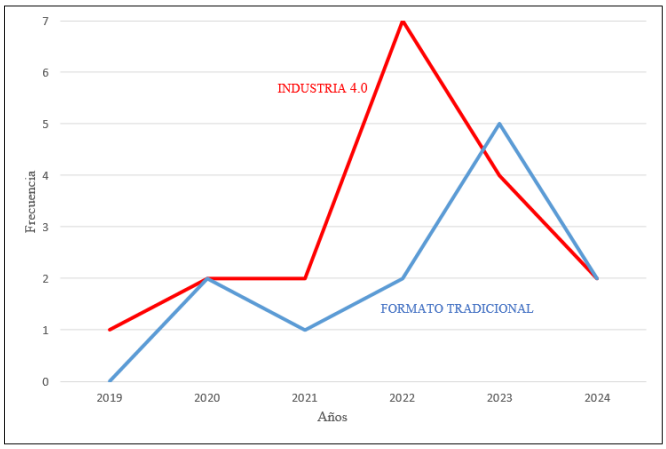

Fig. 3 Producción de artículos de industria 4.0 y métodos tradicionales

B. *Características de los estudios*

1) Enfoque y contexto: el contexto del presente estudio se centra en las maquinarias industriales y los métodos de mantenimiento aplicados. Dentro del ámbito industrial, tal como se puede ver en la Figura 4, se identificaron sectores específicos según el tipo de búsqueda. Para la Industria 4.0, se destacaron investigaciones aplicadas al “sector automotriz”, mientras que, en el caso de los métodos tradicionales, el "sector minero" fue el predominante [23], [24], [33] y [34]. Se resalta que los resultados referentes a la Industria 4.0 se encuentran en una fase inicial de estudio y con implementaciones graduales, mientras que, las investigaciones de los métodos tradicionales, se encuentran debidamente establecidas y documentadas. Así mismo, se resalta que las empresas que figuran clasificadas como “otros” tienen una amplia participación en proyectos basado de mejora basados en la Industria 4.0, este tipo de empresas, pertenecen a diferentes sectores, cuya frecuencia no se repite, razón por lo que, se puede inferir el creciente interés por este tipo de intervenciones a nivel general en todos los tipos de organizaciones productivas. En contraste, las grandes empresas, ligadas a la producción de bienes complejos, como son, por ejemplo, la industria militar, la industria siderúrgica, la industria ferroviaria, muestran una tendencia por la implementación de intervenciones basadas en los métodos tradicionales, en comparación, con aquellas ligadas al consumo masivo y sectores de alta competencia como las empresas automotrices donde existen una tendencia por las intervenciones con aplicación de la Industria 4.0.

.

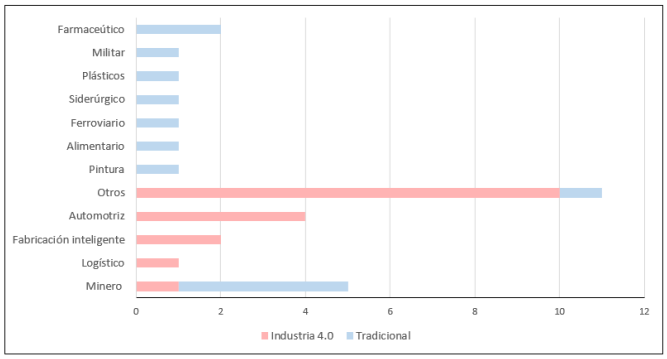

Fig. 4 Sector industrial

Tomando como referencia al contexto, se hizo una clasificación según el tamaño de la empresa dónde se aplicaron las intervenciones, llegando a determinar que, en la gran empresa, el 69% de las investigaciones se hicieron basadas en intervenciones tradicionales, en contraste con un 31% que emplearon a la Industria 4.0; a diferencia, de las medianas empresas, de las cuales, el 100% de ellas hicieron implementaciones basadas en la Industria 4.0. Así mismo, se resalta que la gran empresa tiene una frecuencia mayor de intervenciones en general, en sus procesos de mejora, registrando el 73% de todas las registradas en la presente investigación, como se puede ver en la Figura 5.

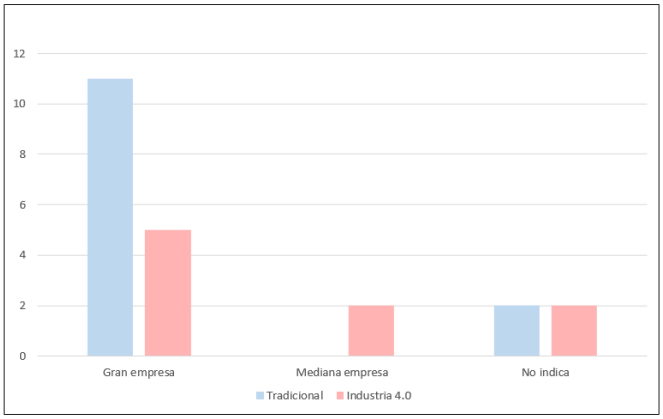

Fig. 5 Tamaño de empresa

2)Diagnóstico: para el análisis de los problemas encontrados en las investigaciones, se considera que no es relevante hacer la discriminación por tipo de intervención, es decir, si fue haciendo uso de una metodología tradicional o la Industrial 4.0, sino, centrarse en aquellos problemas que definieron una intervención relacionada con el mantenimiento preventivo y predictivo. Es así que, la deficiencia en la gestión de fallas resultó ser el problema con mayor frecuencia, con el 42% del total de casos [6], [11], [13], [14] y [22]. Luego se encuentra la deficiencia en la gestión de mantenimiento, con el 24% del total de investigaciones analizadas [23], [24], [25], [29] y [30]. Tal como se puede apreciar en la Figura 6.

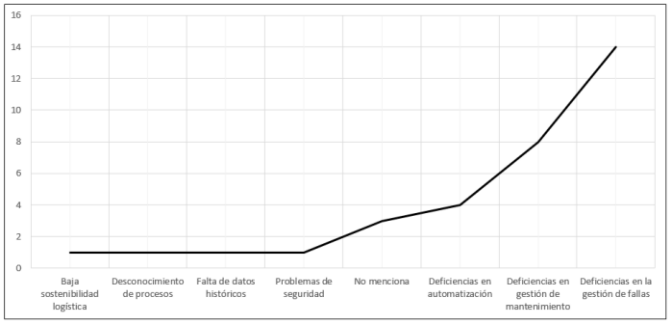

Fig. 6 Problema en industria 4.0 y método tradicional

3) Modelo de solución: la herramienta de la Industria 4.0 más utilizada para la mejora del mantenimiento, fue el internet de las cosas, alcanzando un 14.30% del total [5], [7], [8], [10], [12], [13], [18] y [22], resaltando así mismo que, junto con el internet industrial de las cosas, representaron el 25% del total de las herramientas utilizadas en las investigaciones revisadas. Así mismo, resalta entre los resultados con un 12.50% del total, las invenciones que utilizaron software de simulación, tal como se aprecia en la Figura 7.

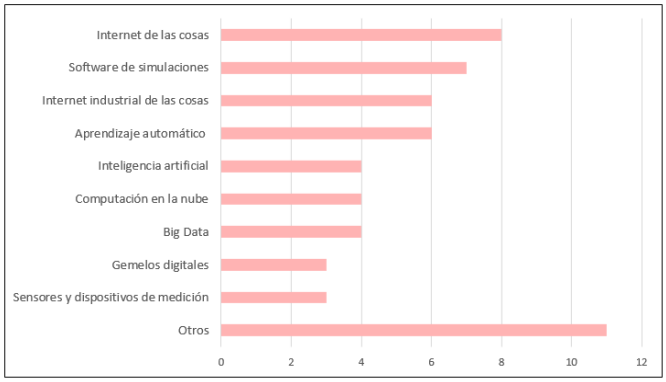

Fig. 7 Herramientas de la industria 4.0

También, se identificaron las principales soluciones aplicadas por los autores, siendo la más representativa los sistemas de monitoreo en la industria 4.0, con un 28% de participación, como se ilustra en la Figura 8. Estos resultados reflejan que la industria 4.0 se enfoca en el control en tiempo real mediante el uso del IoT, que va de la mano con los sistemas de monitoreo. Así mismo, la digitalización de los procesos mecánicos es una tendencia con un 17% de participación en las soluciones, que junto a la implementación de una plataforma digital 16%, se complementan en soluciones integrales que permite el monitoreo de los procesos operativos generando gran cantidad de datos que deben ser analizados oportunamente.

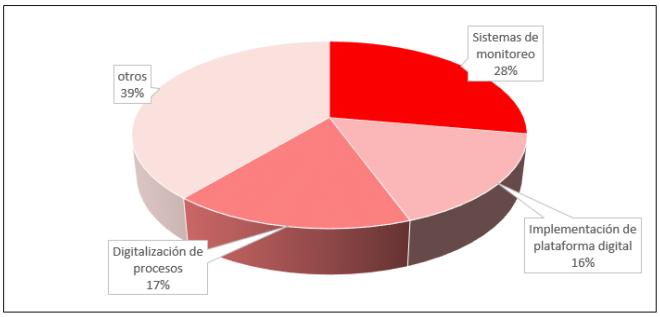

Fig. 8 Soluciones implementadas bajo la industria 4.0

En el presente estudio, la herramienta de los métodos tradicionales que fue utilizada con mayor frecuencia, fue el TPM [25], [28], [29], [30] y [32], representando el 45% del total de las herramientas aplicadas, contando al TPMR, el cual está aplicado directamente sobre la confiabilidad de los equipos. Es importante resaltar que Lean Six Sigma que es una metodología tradicional de uso intensivo en la industria, queda con un 15% de participación, entre las herramientas más utilizadas, como se puede apreciar en la Figura 9.

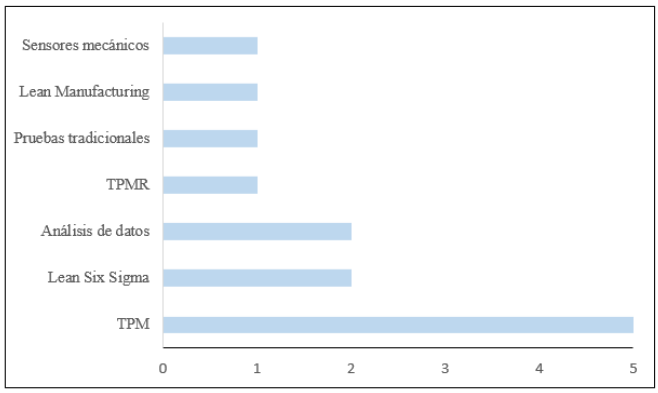

Fig. 9 Herramientas de los métodos tradicionales

Respecto a las soluciones implementadas con los métodos tradicionales, se puede ver en la Figura 10, que con un 31% de participación, aquellas relacionadas con la eficiencia productiva, fueron las más utilizadas. Además, se encontró que las soluciones implementadas, se pueden dividir en dos grandes grupos, soluciones enfocadas en la disponibilidad de equipos, con un 46% de participación y soluciones direccionadas a la mejora de la eficiencia operativa, con un 54%.

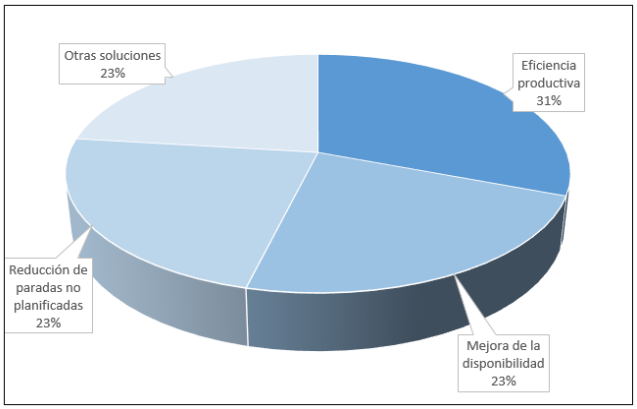

Fig. 10 Soluciones implementadas bajo los métodos tradicionales

En cuanto a los resultados, se presentan los indicadores identificados en los artículos sobre la Industria 4.0 y los métodos tradicionales. De manera global, aquellos relacionados con la eficiencia de productividad y de equipos, tienen un 19% de participación, sin embargo, su uso está ligeramente por encima en los métodos tradicionales, como se puede apreciar en las siguientes investigaciones [23], [25], [30] y [34]. En contraste con el "tiempo promedio de inactividad" que es un indicador que con un 15% de participación general, se aprecia que solo ha sido utilizado por las investigaciones donde se implementaron intervenciones basadas en la Industria 4.0 [5], [7], [8], [9], [16], [19] y [20]. Tal como se puede observar en la Figura 11.

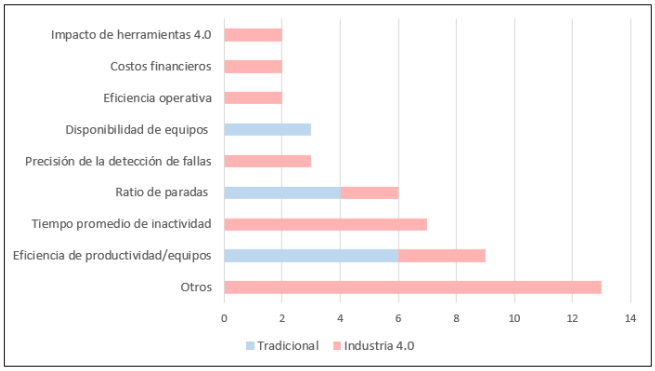

Fig. 11 Soluciones implementadas bajo los métodos tradicionales

IV. Discusión

Debido a la falta de una RSL, surge la necesidad de hacer una comparación entre la implementación de métodos tradicionales y la Industria 4.0. Por un lado, las herramientas de la Industria 4.0, como el IoT [10] el análisis de Big Data [12] y la IA [18] juegan un papel importante en la reducción de paradas no planificadas. Estas tecnologías permiten un monitoreo constante y predictivo del estado de las máquinas, facilitando la detección temprana de fallas y la programación de mantenimientos preventivos antes de que ocurran fallas graves. Esto reduce significativamente el tiempo de inactividad no planificado, optimizando la eficiencia y productividad de las operaciones industriales. Por otro lado, los métodos tradicionales, como el Mantenimiento Productivo Total (TPM) [32] y Lean Six Sigma [34], dependen en gran medida de inspecciones manuales y programas de mantenimiento basados en intervalos de tiempo fijo. Estos métodos son efectivos en ciertos contextos y han demostrado ser útiles para mantener la integridad de los sistemas de producción y la calidad del proceso. Además, contribuyen a la mejora continua y la eliminación de desperdicios en los procesos productivos, optimizando la eficiencia y productividad.

En cuanto al nivel de estudios realizados por países, la Industria 4.0 ha sido aplicada predominantemente en países con mayores avances tecnológicos y desarrollo, como China [6], [15] y [17]. De igual manera, Turquía ha mostrado avances significativos en la automatización de procesos y la reducción de tiempos de paradas no planificadas mediante tecnologías avanzadas [8]. En contraste, los métodos tradicionales han sido más comunes en países con menor participación en el avance tecnológico, como India [28], [29] y [32]. Estos hallazgos sugieren que la Industria 4.0 tiene una mayor aplicación en países más desarrollados y con mayor automatización.

Este estudio también investigó cómo la Industria 4.0 mejora el mantenimiento predictivo y preventivo en máquinas

industriales en comparación con los métodos tradicionales. En relación con las herramientas de la Industria 4.0, que disminuyen el tiempo de paradas no planificadas, se encontró que tecnologías como el IoT [10] que permite el monitoreo en tiempo real de las máquinas; el análisis de Big Data [12] que ayuda a predecir fallas y planificar mantenimientos preventivos y la IA [18] que optimiza los procesos de diagnóstico y reparación. Estas tecnologías permiten una respuesta rápida y eficiente a posibles problemas, minimizando el tiempo de inactividad y mejorando la productividad. Asimismo, se halló que, en los métodos tradicionales, herramientas como el TPM [32] que se enfoca en mantener y mejorar la integridad de los sistemas de producción y la calidad del proceso; Lean Six Sigma [34] que contribuye a la reducción de tiempos de inactividad mediante la mejora continua y la eliminación de desperdicios en los procesos productivos y el análisis de datos [33] utilizado para identificar patrones de fallos y programar mantenimientos preventivos, siendo importantes para controlar los tiempos de paradas no planificadas.

La eficiencia de las máquinas industriales mejora significativamente con la adopción de tecnologías de la Industria 4.0. Como se encontró en diversos estudios, la implementación de sistemas de monitoreo [7] facilita un seguimiento continuo, mientras que el uso de plataformas digitales [5] permite una optimización eficiente de los recursos. Además, la digitalización de procesos [19] proporciona una visión clara de las operaciones, demostrando que las capacidades de análisis predictivo permiten un mantenimiento proactivo, reduciendo fallas imprevistas y optimizando el rendimiento de las máquinas. En comparación, los métodos tradicionales, aunque útiles, presentan limitaciones en su capacidad para prever y prevenir fallas. A través de estas implementaciones se ha observado una mejora en la eficiencia operativa [29], mayor disponibilidad de equipos [25] y una significativa reducción de paradas no planificadas [35]. Sin embargo, su capacidad para mantener una eficiencia operativa óptima sigue siendo inferior a la ofrecida por las tecnologías de la Industria 4.0.

El sector industrial ha experimentado mejoras notables tanto con la adopción de la Industria 4.0 como con los métodos tradicionales. Los estudios indican que la implementación de tecnologías avanzadas de la Industria 4.0 permite una reducción del tiempo de inactividad no programado, como menciona [5], aumentando la utilización de los recursos. Además, se ha observado una mejora en la productividad de las líneas de producción, según [7] basada en el análisis de datos de monitoreo de fallas y en la modelización del sistema de producción. Asimismo, la mejora en la gestión de recursos [9] ha logrado incrementar la eficiencia operativa y la productividad. Por otro lado, la adopción de métodos tradicionales también ha mostrado beneficios significativos; los artículos mencionan que una buena gestión de mantenimiento [25] permite mejorar la eficiencia de las máquinas. Además, la reducción de tiempos de reparación, como indica [30], tiene un gran impacto en el mantenimiento. Estos métodos tradicionales también demuestran resultados cuantitativos relevantes en relación con la eficiencia de las máquinas industriales.

El sector industrial puede beneficiarse significativamente con la adopción de la Industria 4.0 mediante la implementación de tecnologías avanzadas como IoT [7], el análisis de Big Data [18] y los gemelos digitales [12]. Estas herramientas facilitan el monitoreo en tiempo real y el análisis predictivo, resultando en una notable reducción del tiempo de inactividad no programado y una optimización en la utilización de recursos. Por ejemplo, la implementación de gemelos digitales ha mejorado la eficiencia de la línea de producción en un 6.01% y reducido el tiempo de inactividad en un 87.56% [20]. Estas mejoras en la eficiencia operativa y la gestión de recursos aumentan la productividad y reducen los costos operativos [8], destacando el impacto positivo de la Industria 4.0 en el sector industrial. Por otro lado, los métodos tradicionales como el Mantenimiento Productivo Total (TPM) [28] y Lean Six Sigma [35] siguen siendo valiosos. El TPM ha demostrado ser efectivo en la reducción de costos de mantenimiento y en la mejora de la eficiencia del mantenimiento programado [25], así como en la disminución de paradas no planificadas [28]. La implementación de mantenimiento predictivo y el uso de Machine Learning han incrementado la disponibilidad de los equipos [32], optimizando así la eficiencia productiva. Estos métodos tradicionales, basados en la mejora continua y la eliminación de desperdicios, siguen contribuyendo significativamente a la eficiencia y productividad del sector industrial.

V. Conclusiones

Los métodos tradicionales, como el mantenimiento preventivo, correctivo, basado en la condición y TPM, son importantes en la gestión industrial durante las últimas décadas. Aunque efectivos en muchos contextos, presentan limitaciones significativas debido a su enfoque reactivo y basado en intervalos fijos, lo que a menudo conduce a tiempos de inactividad prolongados y altos costos, afectando negativamente la continuidad operativa y la productividad. A pesar de estas desventajas, su estructura ha sido ampliamente probada y es bien comprendida en diversas industrias. Además, suelen ser relativamente fáciles de implementar y gestionar, con una inversión inicial menor en comparación con tecnologías avanzadas.

La adopción de tecnologías de la Industria 4.0, como IoT, IA y análisis de datos, introduce un enfoque más proactivo y dinámico en el mantenimiento. Estas herramientas permiten un monitoreo continuo y una detección temprana de fallas, reduciendo significativamente el tiempo de inactividad no planificado. Al proporcionar datos en tiempo real y capacidades

de análisis predictivo, mejoran la toma de decisiones, optimizan la eficiencia y mantienen las máquinas en funcionamiento óptimo. Las tecnologías avanzadas de la Industria 4.0 facilitan la supervisión en tiempo real, permiten la detección temprana de problemas y optimizan los recursos, reduciendo el tiempo de inactividad y los costos asociados. Además, proporcionan información detallada para decisiones más informadas y rápidas.

La Industria 4.0 representa un avance significativo en la gestión del mantenimiento. Aunque los métodos tradicionales siguen siendo útiles y presentan ventajas, su capacidad para prevenir proactivamente las fallas es limitada en comparación con las herramientas de la Industria 4.0. Estas últimas disminuyen las interrupciones no planificadas, mejoran la continuidad operativa y aumentan la eficiencia al mantener las máquinas en un estado óptimo de funcionamiento. Es importante destacar que la implementación de la Industria 4.0 es más mayor en los países industrializados, donde las empresas están mejor equipadas para adoptar nuevas tecnologías. Por otro lado, los métodos tradicionales son más efectivos en países con crecimiento industrial, donde la infraestructura y los recursos tecnológicos pueden ser limitados. Aunque la implementación de la Industria 4.0 está en sus primeras etapas y muchos resultados actuales corresponden a pruebas recientes, se espera que futuras investigaciones proporcionen comparativas más detalladas, consolidando así su impacto y beneficios.

AGRADECIMIENTOS

A la Universidad Tecnología del Perú (UTP) por facilitarnos el acceso a bases de datos esenciales para la recuperación de los estudios utilizados en la presente RSL.

REFERENCIAS

[1] K. Schwab. “The Fourth Industrial Revolution”. *Ginebra: World Economic Forum*, 172p. 2016. https://doi.org/10.18800/economia.201801.012

[2] P. Imhade & L. K. Okokpujie. “Improving the maintainability and reliability in Nigerian Industry 4.0: Its challenges and the way forward from the manufacturing sector”. *International Journal of Sustainable Development and Planning*, Vol. 18, No. 8, pp. 2489-2502. 2023. https://doi.org/10.18280/ijsdp.180820.

[3] M. Forouzanfar, G. Gagliardi, F. Tedesco and A. Casavola, "Integrated Model-Based Control Allocation Strategies Oriented to Predictive Maintenance of Saturated Actuators," in *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 22, pp. 1045-1056, 2025, doi: 10.1109/TASE.2024.3358912.

[4] M. Sira. “Efficient practices of cognitive technology application”. *Management Systems in Production Engineering*, 187-191. 2022. https://doi.org/10.2478/mspe-2022-0023

[5] Jaramillo-Alcazar A.; Govea J.; Villegas-Ch W. Anomaly Detection in a Smart Industrial Machinery Plant Using IoT and Machine Learning. Sensors 2023, 8286. 2022. https://doi.org/10.3390/s23198286

[6] Xu, X., Li, X., Ming, W., & Chen, M. (2022). A novel multi-scale CNN and attention mechanism method with multi-sensor signal for remaining useful life prediction. Computers & Industrial Engineering, 169, 108204. https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108204

[7] Won, Y., Kim, S., Park, K.-J., & Eun, Y. (2021). Continuous Productivity Improvement Using IoE Data for Fault Monitoring: An Automotive Parts Production Line Case Study. Sensors, 21(21), 7366. https://doi.org/10.3390/s21217

[8] M. Soori; R. Dastres; B. Arezoo; F. K. G. Jough. “Intelligent Robotic Systems in Industry 4.0, A Review”. *Journal of Advanced Manufacturing Science and Technology*, 4(3). 2024. 2024007. 10.51393/j.jamst.2024007

[9] L. Rigó, J. Fabianová, M. Lokšík & N. Mikušová. “Utilising Digital Twins to Bolster the Sustainability of Logistics Processes in Industry 4.0”. *Sustainability*, 16(6), 2575. 2024. https://doi.org/10.3390/su16062575

[10] K. Velmurugan, S. Saravanasankar, P. Venkumar & R. Sudhakarapandian. “IIoT Based Anomaly Detection and Maintenance Management of an Industrial Rotary System”. *Current Applied Science and Technology*, 23(2). 2022. https://doi.org/10.55003/cast.2022.03.23.002

[11] M. Ahmer, F. Sandin, P. Marklund, M. Gustafsson & K. Berglund. “Failure mode classification for condition-based maintenance in a bearing ring grinding machine”. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 122(3–4), 1479–1495. 2022. https://doi.org/10.1007/s00170-022-09930-6

[12] I. T. Christou, N. Kefalakis, J. K. Soldatos & A. Despotopoulou. “End-to-end industrial IoT platform for Quality 4.0 applications”. *Computers in Industry*, 137, 103591. 2022. https://doi.org/10.1016/j.compind.2021.103591

[13] A. S. Allahloh, M. Sarfraz, A. M. Ghaleb, A. Al-Shamma’a, H. M. Hussein Farh, & A. M. Al-Shaalan. “Revolutionizing IC Genset Operations with IIoT and AI: A Study on Fuel Savings and Predictive Maintenance”. *Sustainability*, 15(11), 8808. 2023. https://doi.org/10.3390/su15118808

[14] T. Dosluoglu & M. MacDonald. “Circuit Design for Predictive Maintenance”. *Advances in Artificial Intelligence and Machine Learning*, 02(04), 533–539. 2022. https://doi.org/10.54364/AAIML.2022.1136

[15] X. Yang. “Remote Diagnosis and Detection Technology for Electrical Control of Intelligent Manufacturing CNC Machine Tools”. *Scientific Programming*, 2022, 1–14. 2022. https://doi.org/10.1155/2022/4642550

[16] S. Von Enzberg, A. Naskos, I. Metaxa, D. Köchling & A. Kühn “Implementation and Transfer of Predictive Analytics for Smart Maintenance: A Case Study”. *Frontiers in Computer Science*, 2, 578469. 2020. https://doi.org/10.3389/fcomp.2020.578469

[17] C. Liu, D. Tang, H. Zhu & Q. Nie. (2021). “A Novel Predictive Maintenance Method Based on Deep Adversarial Learning in the Intelligent Manufacturing System”. *IEEE Access*, 9, 49557–49575. 2021. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3069256

[18] Y. Moumen, M. Benhadou, B. Benhadou & A. Haddout. “Study of the Impact of Industry 4.0 Tools in E-maintenance on the Performance of Industrial Companies”. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 71(8), 66–75. 2023 https://doi.org/10.14445/22315381/IJETT-V71I8P206

[19] E. M. Sakharov, R. V. Berger, & M. V. Rylnikova. “Integrated digital transformation implemented in development of the Gremyachinskoe potassium-magnesium salt deposit”. *Mining Industry Journal (Gornay Promishlennost)*, 5/2022, 69–73. 2022. https://doi.org/10.30686/1609-9192-2022-5-69-73

[20] A. F. Mendi. “A Digital Twin Case Study on Automotive Production Line”. *Sensors*, 22(18), 6963. 2022. https://doi.org/10.3390/s22186963

[21] A. Carvalho, A. Chouchene, T. Lima,& F. Charrua-Santos. (2020). “Cognitive Manufacturing in Industry 4.0 toward Cognitive Load Reduction: A Conceptual Framework”. *Applied System Innovation*, 3(4), 55. 2020. https://doi.org/10.3390/asi3040055

[22] K. T. Lee, & H. K. Mun. “Real-time power monitoring using field-programmable gate array with IoT technology”. *IET Science, Measurement & Technology*, 13(6), 931–935. 2019. https://doi.org/10.1049/iet-smt.2018.5692

[23] B. George, & B. Nojabaei. “Data Analyses of Quarry Operations and Maintenance Schedules: A Production Optimization Study”. *Mining*, 3(2), 347–366. 2023. https://doi.org/10.3390/mining3020021

[24] J. Brodny & M. Tutak. “Applying Sensor-Based Information Systems to Identify Unplanned Downtime in Mining Machinery Operation”. *Sensors*, *22*(6), 2127. 2023. https://doi.org/10.3390/s22062127

[25] A. Eid. Ragab, S. Abdelwahab, G. H. Shehata, N. Abd El Samed, S. Kaytbay & W. Mahmoud Elnahas. “Application and Performance Measurement of Total Productive Maintenance: Case study of a Food Industries Company in Egypt”. *Engineering Research Journal*, 160(0), 1–25. 2018. https://doi.org/10.21608/erj.2018.139534

[26] J. Chojnowski. “The concept of a mobile automated diagnostic and dynamometer station for heavy trucks”. *Combustion Engines*, 193(2), 122–128. 2023. https://doi.org/10.19206/CE-163320

[27] S. Sardar, Mithilesh, K., Sanjeev, K., “Implementation of lean manufacturing methods to improve rolling mill productivity”. *International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration*, *11*(111). 2024. https://doi.org/10.19101/IJATEE.2023.10102004

[28] J. Singh & H. Singh. “Justification of TPM pillars for enhancing the performance of manufacturing industry of Northern India. International Journal of Productivity and Performance Management, 69(1), 109–133. 2019. https://doi.org/10.1108/IJPPM-06-2018-0211

[29] V. Schindlerová, I. Šajdlerová. “Potential of Using TPM to Increase the Efficiency of Production Processes”. *Tehnicki vjesnik - Technical Gazette*, 27(3). 2020. https://doi.org/10.17559/TV-20190328130749

[30] J. C. Q. Flores, & L. Alvites Vega. “Review lean manufacturing model of production management under the preventive maintenance approach to improve efficiency in plastics INDUSTRY SMES: A CASE STUDY”. *South African Journal of Industrial Engineering*, 32(2). 2022. https://doi.org/10.7166/33-2-2711

[31] N. Shannon, A. Trubetskaya, J. Iqbal, & O. McDermott. “A total productive maintenance & reliability framework for an active pharmaceutical ingredient plant utilising design for Lean Six Sigma”. *Heliyon*, 9(10), e20516.2023. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e20516

[32] Ed Ahmad Fawad. “Machine Learning in Precision Manufacturing: A Collaborative Computer and Mechanical Engineering Perspective”. *Dandao Xuebao/Journal of Ballistics*, *35*(3), 34–43. 2023. https://doi.org/10.52783/dxjb.v35.123

[33] T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University (KuzSTU), Kemerovo, Russian Federation, A. M. Kudrevatykh, M. V. Dadonov, M. V., T.F. “The issue of applying the principles of lean manufacturing in the operation of dump trucks at coal mines”. *Ugol’*, *01*, 64–69. 2024. https://doi.org/10.18796/0041-5790-2024-1-64-69

[34] A. Kanyemba, Dzinomwa & M. Sony. “Application of lean Six Sigma to improve the dense medium separation performance at a diamond processing plant in Namibia”. *Cogent Engineering*, 10(1), 2165216. 2023. https://doi.org/10.1080/23311916.2023.2165216

[35] B. Byrne, O. McDermott & J. Noonan. “Applying Lean Six Sigma Methodology to a Pharmaceutical Manufacturing Facility: A Case Study”. *Processes*, *9*(3), 550. 2021. https://doi.org/10.3390/pr9030550