
Machine Learning en la Industria 4.0: Análisis de su relevancia y aplicaciones

Machine Learning in Industry 4.0: Analysis of its relevance and applications

Edgardo Martín Figueroa Donayre
em.figueroa@unaj.edu.pe - Universidad Nacional de Juliaca, Perú
<https://orcid.org/0000-0001-7891-3334>

Mía Lucía Guillén Guevara
mguillen@unaj.edu.pe - Universidad Nacional de Juliaca, Perú
<https://orcid.org/0000-0001-8641-0833>

Rogger Humpiri Flores
rogger.rhf@gmail.com - Universidad Nacional del Altiplano, Perú
<https://orcid.org/0000-0003-4760-6467>

Domingo Jesús Cabel Moscoso
jesus.cabel@unica.edu.pe - Universidad Nacional San Luis Gonzaga, Perú
<https://orcid.org/0000-0001-9361-7744>

Abel Angel Sullon Macalupu
angeli@upeu.edu.pe - Universidad Peruana Unión, Perú
<https://orcid.org/0000-0003-6683-8859>

Milton Edward Humpiri Flores¹
mehumpirif.doc@unaj.edu.pe – Universidad Nacional de Juliaca, Perú
<https://orcid.org/0000-0001-5743-2064>

Recibido (Received): 01/09/23 | Aceptado (Accepted): 29/09/23

Resumen

La cuarta revolución industrial ha promovido de manera significativa la Inteligencia Artificial (IA) donde cada día se hace uso del Machine Learning (ML), conferiéndole un papel fundamental en la solución de desafíos inherentes a la fabricación, como el mejoramiento, optimización de la calidad de los procesos. El presente trabajo se ha concebido con la finalidad de subrayar la importancia y la utilidad del ML como una herramienta clave en este contexto, dividiendo el estudio en dos partes: el estado presente del ML y las principales técnicas empleadas. Se examinaron detalladamente 54 casos en los cuales se aplicaron algoritmos de ML referidos a la ingeniería industrial. Los estudios revelan que la implementación de técnicas de ML arrojan resultados notables en términos de precisión y confiabilidad, especialmente en áreas críticas como el análisis de fallos, predicción de defectos y la optimización de sistemas. Estas técnicas han demostrado ser sumamente eficaces para abordar estos desafíos, destacando así la relevancia y el potencial del ML en la industria contemporánea.

Palabras clave: *Industria 4.0, Maching learning, Minería de datos, optimización, predicción.*

Como citar: Figueroa-Donayre, E.M., Guillén-Guevara, M. L., Humpiri-Flores, R., Cabel-Moscoso, D. J., Sullon-Macalupu, A. A. & Humpiri-Flores, M. E. (2023). Machine Learning en la Industria 4.0: Análisis de su relevancia y aplicaciones. NAWPARISUN – Revista de Investigación Científica de Ingenierías, 4(3), 93-98.

¹ Corresponding author: mehumpirif.doc@unaj.edu.pe

Abstract

The fourth industrial revolution has significantly boosted the development of Machine Learning (ML), giving it a fundamental role in the solution of challenges inherent to manufacturing, such as quality improvement and process optimization. This paper was conceived with the aim of highlighting the importance and usefulness of ML as a key tool in this context, dividing the study into two parts: the current status of ML and the main techniques employed. Fifty-four cases in which ML algorithms were applied in the field of industrial engineering were examined in detail. The analysis reveals that the implementation of ML techniques yields remarkable results in terms of accuracy and reliability, especially in critical areas such as fault diagnosis, defect prognosis and system optimization. These techniques have proven to be highly effective in addressing these challenges, thus highlighting the relevance and potential of ML in contemporary industry.

Keywords: Industry 4.0, Machine learning, Data mining, optimization, prediction.

Introducción

Nos encontramos en una era tecnológica disruptiva que está generando un impacto significativo en la manera en que se desarrolla la producción y los servicios. Proceso caracterizado por una emprendedora innovación acelerada, convergencia de diversas tecnologías en sistemas ciberfísicos y la transformación de las instalaciones de producción hacia fábricas inteligentes.

Entre las innovaciones tecnológicas que impulsan esta transformación se incluyen el software, Internet de las cosas (IoT), Big Data, inteligencia artificial (IA), sensores inteligentes, robots, computación en la nube y la impresión 3D. Estas combinaciones tecnológicas posibilitan la creación de sistemas inteligentes y autónomos que emplean algoritmos para supervisar, controlar (maquinaria) y tomar decisiones en tiempo real.

Tabla 1.
Transformación de la industria en relación con cada revolución tecnológica.

| Industria | Tecnologías Dominantes |
|-----------|--|
| 1.0 | Vapor y agua; mecanización de tareas individuales. |
| 2.0 | Energía eléctrica; automatización de máquinas. |
| 3.0 | Electrónica y tecnologías de la información; automatización flexible. |
| 4.0 | Software; IoT; IA; sensores y actuadores; robots; impresión 3D; industria inteligente. |

Nota. Elaborado a partir de (ONUDI, 2020)

Si retrocedemos hasta finales del siglo XVIII, podemos observar el surgimiento de la primera revolución industrial, que fue impulsada por la creación de máquinas capaces de utilizar la energía generada por el vapor. A inicios del siglo XX, se originó la segunda revolución industrial, caracterizada por la electricidad y el petróleo como fuentes energéticas para producir grandes cantidades. Durante esta etapa, se destacaron la cadena de producción y la especialización laboral. En los albores de la década de 1970, se desató la tercera revolución industrial,

caracterizada por la automatización de procesos mediante la electrónica y las tecnologías de información y comunicaciones. La digitalización y la implementación de computadoras permitieron una mayor eficiencia en los procesos industriales, así como una creciente interconexión entre las diferentes áreas de una empresa. En la actualidad, la sociedad se encuentra en el umbral de la cuarta revolución industrial, un periodo de transformación sin precedentes. Esta nueva era se distingue por la convergencia de tecnologías, dando lugar a una integración más profunda entre el mundo físico y el digital. La cuarta revolución industrial se apoya en avances como el Internet de las cosas, la inteligencia artificial, el machine learning, la impresión 3D y otras innovaciones disruptivas (Thoben et al., 2017).

La concepción de la Industria 4.0 tuvo su origen durante la feria industrial de Hannover en 2011, marcando un hito a nivel mundial, el propósito central de esta nueva revolución industrial es optimizar la calidad de los productos, mejorar los procesos y disminuir los costos asociados, su fundamento se encuentra en el notable aumento de datos (Big Data) generado a raíz de la implementación de sensores y el avance del Internet de las cosas (IoT), la inclusión de sensores en los sistemas de producción y su interconexión a través del IoT posibilita la recopilación de datos en tiempo real en una escala significativa, estos datos son posteriormente sometidos a análisis y procesamiento mediante tecnologías como el Machine Learning y la inteligencia artificial, facilitando así la toma de decisiones basada en información precisa y actualizada (Candanedo et al., 2018).

Un año después de la acuñación del término "Industria 4.0" el 2012, surge el concepto de IIoT (Internet de las cosas industrial) como una extensión del IoT, que refiere a una red de dispositivos industriales interconectados mediante tecnologías de comunicación, con la intención de supervisar, recopilar, compartir y analizar datos que respaldarán decisiones empresariales más eficientes y ágiles, en resumen, el IIoT tiene como objetivo mejorar la eficiencia en la industria (procesos), la implementación del IIoT implica la conexión de sensores, actuadores y otros dispositivos en entornos industriales, posibilitando la captura de datos en

tiempo real, datos que pueden ser analizados utilizando tecnologías como el Machine Learning y la inteligencia artificial, proporcionando información valiosa para optimizar los procesos y tomar decisiones fundamentadas, el objetivo principal del IIoT es mejorar la eficiencia en la industria al ofrecer una mayor visibilidad y control sobre los procesos de fabricación, al establecer una red de dispositivos interconectados, es factible monitorear el rendimiento de las máquinas, prever posibles fallas, optimizar el uso de recursos y llevar a cabo mantenimiento predictivo, todo esto conduce a un aumento en la productividad, reducción de costos y mejora en la calidad de los productos (LaCasse et al., 2019).

La inteligencia artificial juega un papel esencial en la Industria 4.0 al posibilitar que las máquinas y sistemas adquieran capacidades de aprendizaje, razonamiento y toma de decisiones equiparables a las humanas. Este avance facilita la optimización de procesos, la identificación de patrones y tendencias, así como el desarrollo de soluciones innovadoras.

Otra pieza fundamental en la Industria 4.0 son los sistemas ciberfísicos (CPS), que combinan la computación, las redes y la física para crear entornos donde los sistemas físicos y virtuales interactúan de manera integrada. Estos sistemas ofrecen una mayor flexibilidad, eficiencia y adaptabilidad en los procesos de producción y fabricación.

La gestión masiva de datos (Big Data) desempeña un papel esencial en la Industria 4.0. Los avances en tecnologías de sensores, Internet de las cosas (IoT) y sistemas ciberfísicos (CPS) generan una cantidad significativa de información en tiempo real, registros que pueden ser analizados y aprovechados para conseguir información valiosa sobre el rendimiento de los sistemas, la detección de anomalías y la toma de decisiones estratégicas.

Además, el aprendizaje automático (Machine Learning) se utiliza para automatizar procesos y optimizar el rendimiento de los sistemas en la Industria 4.0. Esto permite que los sistemas aprendan de los datos recopilados, identifiquen patrones, realicen predicciones y ajusten su comportamiento en tiempo real.

Este estudio proporciona técnicas desde una perspectiva de Machine Learning y realiza una exhaustiva revisión de la bibliografía científica que se convertirá en herramienta fundamental en el contexto industrial actual.

Materiales y métodos

La investigación está dividida en dos partes:

En primer lugar, se aborda el ámbito del Machine Learning, proporcionando un fundamento sólido sobre esta disciplina, con el ciclo de vida de los registros se exploran los métodos más reconocidos de minería de datos (Data Mining) y se examinan los distintos tipos de aprendizaje automático, analizando a su vez los algoritmos más prevalentes.

En segundo lugar, se realiza una recopilación y síntesis de 54 casos de estudio, los cuales son clasificados conforme a los objetivos de las aplicaciones de las técnicas. Estas aplicaciones abarcan desde el análisis y la clasificación de fallos hasta la predicción y el pronóstico de defectos, así como la optimización de sistemas.

La bibliografía analizada fue de las principales bases de datos, tales como:

- ✓ IEEE Xplore
- ✓ ScienceDirect
- ✓ Google Scholar
- ✓ SpringerLink
- ✓ ResearchGate

Se emplearon términos clave específicos, tales como "Industria 4.0", "Machine Learning", "Ingeniería Industrial", "Data Mining", "Use case", "application", "prognosis fault", "optimization" y "fault diagnosis".

Además, se realizó una búsqueda adicional mediante referencias cruzadas en los artículos ya revisados, lo que ha permitido identificar y obtener acceso a estudios adicionales para enriquecer y complementar la información.

Minería de Datos

La capacidad de eficientemente capturar y analizar extensas cantidades de datos tiene un impacto directo en el progreso de la calidad y la productividad en comparación con los sistemas convencionales. La técnica interdisciplinaria de la minería de datos cada vez es más popular en diversas áreas de la ingeniería, especialmente en la ingeniería mecánica, destaca por su habilidad para revelar información escondida en conjuntos de datos, ofreciendo procedimientos ágiles para obtener análisis profundos sobre servicios y procesos. Las técnicas de minería de datos son eficaces para analizar grandes volúmenes de datos en periodos de tiempo reducidos, una tarea que podría resultar complicada para un ser humano. Estas técnicas permiten identificar patrones, tendencias y relaciones en los datos, proporcionando la base para tomar decisiones informadas y mejorar los sistemas y procesos (Travaglioni et al., 2019).

Ciclo de vida de los datos:

1. Recopilación
2. Almacenamiento
3. Preprocesamiento
4. Análisis
5. **Aplicación del modelo**
6. Visualización
7. Transmisión
8. Aplicación

Maching Learning (ML)

Dentro del ámbito de la inteligencia artificial (IA), una de sus ramificaciones es el aprendizaje automático (Machine Learning, ML). La denominación "inteligencia artificial" surgió en la década de 1950, con la posibilidad de representar la inteligencia de manera tan precisa que permitiera la construcción de una máquina capaz de simularla. En otras palabras, la IA abarca un conjunto de técnicas, métodos, herramientas y metodologías diseñadas para desarrollar sistemas capaces de emular el comportamiento humano en la resolución de problemas específicos. Por su parte, el ML se fundamenta en el análisis exhaustivo de gran cantidad de datos que identifica patrones y aprender a través de la experiencia. Al emplear técnicas como el aprendizaje supervisado, no supervisado y por refuerzo, los sistemas de ML adquieren conocimientos y pueden realizar predicciones o tomar decisiones fundamentadas basadas en los datos de entrada (Palma Méndez & Marín Morales, 2008).

El Machine Learning proporciona un robusto marco de procesamiento de información con el potencial de mejorar e incluso revolucionar las actuales áreas de investigación en ingeniería mecánica y aplicaciones industriales (Brunton et al., 2019).

Las técnicas de Machine Learning tienen diversos objetivos, los cuales varían según el tipo de aprendizaje que se busca alcanzar, como el de poder predecir o generar características (patrones) que describan similitud, hasta enfocarse en brindar la habilidad de aprender, acomodarse a cambios y resolver problemas sin necesidad de una programación específica, de manera similar a la capacidad humana. En la industria manufacturera, desempeñan un papel crucial al posibilitar un enfoque más inteligente y fundamentado en datos para la toma de decisiones. Estas técnicas de análisis de información masiva permiten identificar patrones y tendencias ocultas, proporcionando información valiosa para optimizar los procesos de fabricación y mejorar la eficiencia.

La mejora de procesos se destaca como uno de los beneficios clave del Machine Learning en el ámbito de la fabricación. Al implementar algoritmos de ML, es factible descubrir soluciones óptimas para desafíos complejos como programación lineal, asignación de recursos y planificación de la producción, entre otros.

Adicionalmente, el Machine Learning puede emplearse para el control en tiempo real de sistemas, posibilitando la detección y corrección automática de desviaciones en el funcionamiento de maquinarias o procesos industriales.

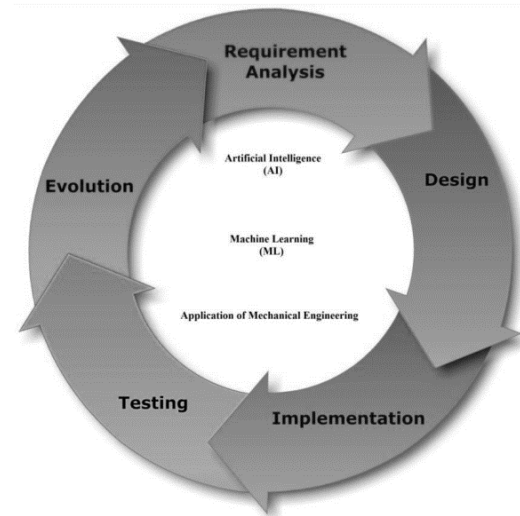


Figura 1. Aplicación de ML/AI en ingeniería mecánica (Dhandapani & Sivaramakrishnan, 2019)

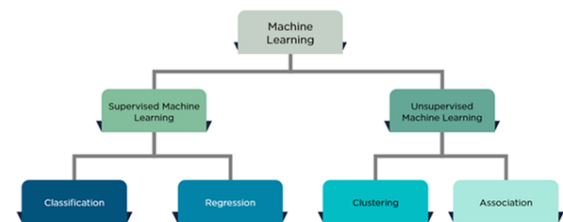


Figura 2. Clasificación de modelos (ML)

En el aprendizaje supervisado, el modelo se adiestra utilizando ejemplos que contienen valores de entrada y salida, la meta es descubrir si existe una relación entre las variables mencionadas, para realizar predicciones precisas. Para el entrenamiento se necesita una muestra extensa de datos input-output, así como la verificación de un humano para etiquetar los datos de entrada; sin embargo, este procedimiento puede resultar excesivo en tiempo y recursos.

El aprendizaje no supervisado admite descubrir patrones ocultos, estructuras y relaciones interesantes en los datos sin la necesidad de conocer las salidas esperadas de antemano. Esto puede ser útil para la segmentación de clientes, la agrupación de datos similares, la detección de anomalías y otras aplicaciones en las que se busca encontrar patrones y estructuras útiles en los datos.

Resultados y discusiones

Los algoritmos de Machine Learning proporcionan una serie de ventajas notables en distintos contextos, siendo particularmente evidentes en el ámbito de la clasificación de fallos y análisis, así como la predicción, pronóstico y optimización ante cualquier defecto.

Clasificación de fallos y diagnóstico

La identificación adelantada y categorización de fallos es muy crucial en la industria debido a su capacidad para prevenir grandes pérdidas económicas y largos periodos de inactividad. Ser capaz de detectar fallos de manera oportuna y comprender las causas subyacentes puede marcar la diferencia en la producción y eficiencia de los procesos industriales.

En un estudio realizado por Jia et al. (2016), se propone el uso de una red neuronal profunda (DNN) con el fin de procesar datos masivos de fallos y ofrecer resultados precisos en el diagnóstico de maquinaria rotativa. Los resultados obtenidos revelan una precisión superior al 99%, lo que confirma el éxito de la propuesta.

Además, al analizar los catorce artículos adicionales recopilados, se puede observar que el estudio de técnicas de Machine Learning (ML) proporciona la producción de valores altos de precisión en varios sectores industriales. En la Figura 3, se listan algoritmos referidos al análisis de diagnóstico de fallas examinados. Resulta evidente que el algoritmo SVM (Máquinas de Vectores de Soporte) se emplea con una frecuencia considerable, alcanzando un 69%, seguido de cerca por las Redes Neuronales Convolucionales (CNN), que registran un uso del 59%.

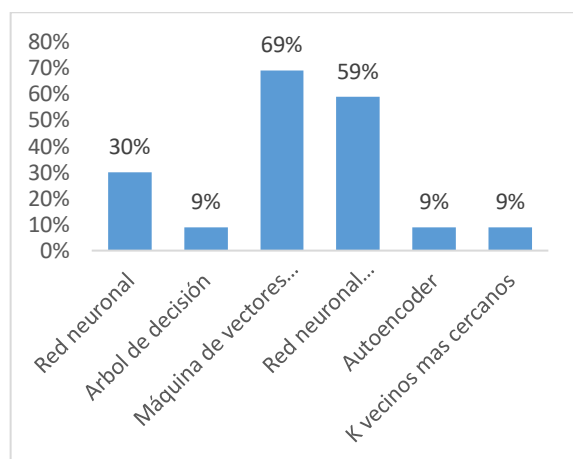


Figura 3. Diagnóstico de fallos con ML

Pronóstico de defectos, análisis predictivo

La prevención es una de las aplicaciones muy importantes de las técnicas de Machine Learning, ya que permite predecir el momento óptimo para reemplazar elementos antes de que fallen.

En un estudio realizado por Huang et al. (2019), se examina el uso de un algoritmo de aprendizaje por refuerzo fundamentado en Q-Learning para desarrollar una estrategia óptima de sustitución de equipos en una línea de producción en serie; al comparar esta política propuesta con otras dos políticas anteriores, se demuestra que el costo de mantenimiento por minuto es considerablemente inferior.

En la Figura 4, se visualizan algoritmos analizados y citados que están relacionados con el pronóstico de defectos. Es importante destacar la amplia variedad de métodos que pueden ser investigados en este campo. Muchos de los algoritmos utilizados se derivan de las técnicas más tradicionales de aprendizaje automático.

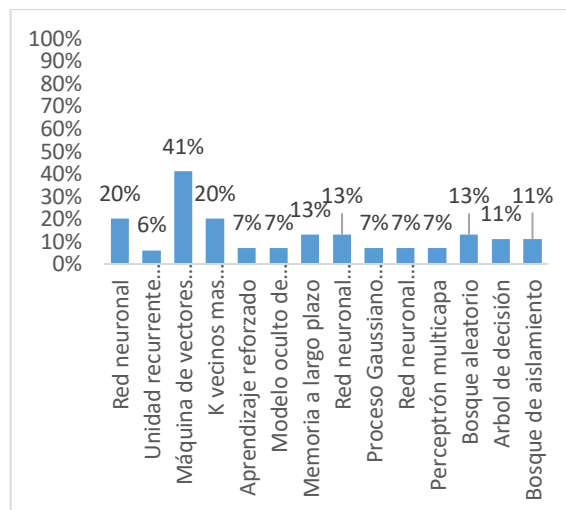


Figura 4. Pronóstico de defectos con ML

Mejora de la productividad

Para asegurar una manufactura competitiva y alcanzar mejoras en los procesos, calidad, eficiencia de los procesos, y la reducción tanto del tiempo de producción como de la inversión económica, es esencial recurrir a técnicas de optimización respaldadas por algoritmos de Machine Learning (ML).

En un estudio realizado por Zajačko et al. (2018), investiga el empleo de redes neuronales convolucionales con el propósito de optimizar el proceso de fabricación de neumáticos. La aplicación de este enfoque se anticipa que posibilitará la automatización completa del control de calidad, identificando de manera efectiva la presencia de defectos.

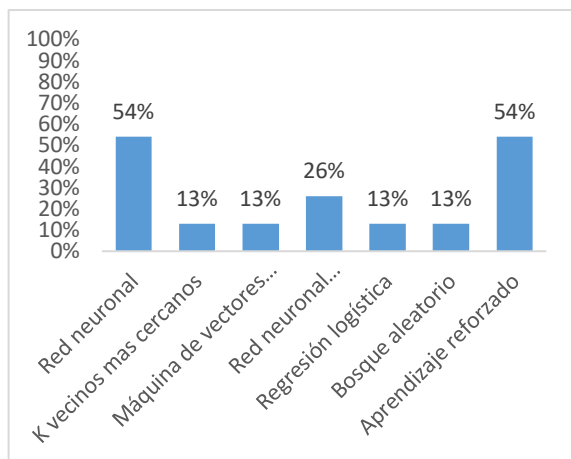


Figura 5. Optimización de procesos con ML

Conclusiones

La habilidad para analizar y capturar grandes volúmenes de datos tiene un impacto directo en el progreso de la productividad y calidad en comparación con los sistemas convencionales. La técnica interdisciplinaria como es la minería de datos está ganando cada vez más popularidad en diversas ramas de la ingeniería, especialmente en la ingeniería industrial, debido a la capacidad para revelar registros ocultos en agrupaciones de para soluciones rápidas de datos que permiten realizar análisis profundos referidos a los productos y procesos.

En términos generales, las técnicas de minería de datos permite analizar grandes volúmenes de datos de manera segura y en un tiempo reducido, algo que resultaría complicado para un ser humano; además de facilitar la identificación de patrones, tendencias y relaciones en los datos, los cuales pueden ser empleados para tomar decisiones informadas y mejorar los sistemas y procesos.

La minería de datos se ha consolidado como una herramienta valiosa en la ingeniería industrial, contribuyendo al diseño y desarrollo de productos más eficientes, detección de fallos, posibles problemas y fallas en el rendimiento de los sistemas, así como, la optimización de los procesos de fabricación.

Referencias bibliográficas

- Brunton, S. L., Noack, B. R., & Koumoutsakos, P. (2019). Machine Learning for Fluid Mechanics. *Annu. Rev. Fluid Mech.* 2020, 52, 477–508. <https://doi.org/10.1146/annurev-fluid-010719>
- Candanedo, I. S., Nieves, E. H., González, S. R., Martín, M. T. S., & Briones, A. G. (2018). Machine learning predictive model for industry 4.0. *Communications in Computer and Information Science*, 877, 501–510. https://doi.org/10.1007/978-3-319-95204-8_42/COVER
- Dhandapani, C., & Sivaramakrishnan, R. (2019). *Implementation of Machine Learning (ML) in Mechanical Engineering Application using Artificial Intelligence (AI)*. VIII(X), 93–99. <https://ssrn.com/abstract=3687863>
- Huang, J., Chang, Q., & Chakraborty, N. (2019). Machine preventive replacement policy for serial production lines based on reinforcement learning. *IEEE International Conference on Automation Science and Engineering*, 2019-August, 523–528. <https://doi.org/10.1109/COASE.2019.8843338>
- Jia, F., Lei, Y., Lin, J., Zhou, X., & Lu, N. (2016). Deep neural networks: A promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 72–73, 303–315. <https://doi.org/10.1016/J.YMSSP.2015.10.025>
- LaCasse, P. M., Otieno, W., & Maturana, F. P. (2019). A Survey of Feature Set Reduction Approaches for Predictive Analytics Models in the Connected Manufacturing Enterprise. *Applied Sciences* 2019, Vol. 9, Page 843, 9(5), 843. <https://doi.org/10.3390/APP9050843>
- ONUDI. (2020). *Informe sobre el Desarrollo Industrial 2020. La industrialización en la era digital*.
- Palma Méndez, J., & Marín Morales, R. (2008). *Inteligencia artificial: métodos, técnicas y aplicaciones* (McGRAW-HIL). INTERAMERICANA DE ESPAÑA, S. A. U. <https://ebin.pub/inteligencia-artificial-metodos-tecnicas-y-aplicaciones.html>
- Thoben, K. D., Wiesner, S. A., & Wuest, T. (2017). “Industrie 4.0” and smart manufacturing—a review of research issues and application examples. *International Journal of Automation Technology*, 11(1), 4–16. <https://doi.org/10.20965/ijat.2017.p0004>
- Travaglioni, M., Petrillo, A., De Felice, F., Cioffi, R., & Piscitelli, G. (2019). *Artificial Intelligence and Machine Learning Applications in Smart Production: Progress, Trends and Directions*. <https://doi.org/10.20944/preprints201912.0016.v1>
- Zajačko, I., Gál, T., Ságová, Z., Mateichyk, V., & Wiecek, D. (2018). Application of artificial intelligence principles in mechanical engineering. *MATEC Web of Conferences*, 244, 01027. <https://doi.org/10.1051/MATECCONF/201824401027>