



**RIDUNAJ**  
Repositorio Institucional  
Digital UNAJ



## Publicaciones Científicas

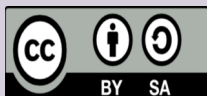
Federico Walas Mateo

# Nuevos Modelos de Negocio en el Paradigma Industria 5.0. Inteligencia Artificial y Aprendizaje Automático para optimizar Procesos Industriales

2024

*Evento: III Encuentro Latinoamericano de Experiencias Universitarias*

*Red internacional de Cooperación Académica*



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons.

Atribución – Compartir igual 4.0

<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>

Documento descargado de RID - UNAJ Repositorio Institucional Digital de la Universidad Nacional Arturo Jauretche

Cita recomendada:

Mateo, F. W. (16-17 de mayo 2024). Nuevos Modelos de Negocio en el Paradigma Industria 5.0. Inteligencia Artificial y Aprendizaje Automático para optimizar Procesos Industriales [Ponencia]. III Encuentro Latinoamericano de Experiencias Universitarias, Red internacional de Cooperación Académica.

<https://rid.unaj.edu.ar/handle/123456789/3332>

# *3er* **Encuentro** *Latinoamericano* *de Experiencias* **Universitarias**

*Academia, Investigación y Proyección Social*



• RED INTERNACIONAL DE COOPERACIÓN ACADÉMICA •

# **Nuevos Modelos de Negocio en el Paradigma Industria 5.0. Inteligencia Artificial y Aprendizaje Automático para optimizar Procesos Industriales**

Federico Walas Mateo <sup>1</sup>

fedewalas@gmail.com

---

<sup>1</sup>Universidad nacional Arturo Jauretche (UNAJ)

## **Resumen**

El trabajo que se presenta aborda oportunidades y riesgos que surgen bajo el paradigma digital en la industria, particularmente a partir del potencial disruptivo que ofrece la Inteligencia Artificial, y las demandas desde la industria para generar procesos más eficientes, sobre todo teniendo en cuenta la necesidad de alcanzar los Objetivos de Sustentabilidad (ODS).

El trabajo desarrolla casos de aplicación en industrias de procesos, que se consideran relevantes con respecto a la posibilidad de adopción de soluciones de inteligencia artificial. En todos los casos buscaban la optimización de procesos industriales en el marco del paradigma de Industria 4.0 y su evolución al modelo 5.0.

Los casos demuestran los beneficios de implementar soluciones que permiten generar inteligencia en los procesos industriales a partir del uso de los datos de los procesos, integrando soluciones de Internet Industrial de las Cosas con plataformas de inteligencia artificial y aprendizaje automático.

Por último, se trata de mostrar como soluciones de Inteligencia Artificial y Aprendizaje Automático permiten optimizar procesos industriales y facilitan evolucionar en la eficiencia hacia las metas planteadas por los ODS.

## **Palabras clave**

Industria 5.0, Optimización de procesos industriales, IIoT, Inteligencia artificial, aprendizaje automático, ODS.

## **Introducción**

El ámbito productivo enfrenta importantes desafíos para adaptarse a las condiciones de borde que impone la economía del conocimiento, y la complejidad del entorno de negocios actual. Por un lado, las empresas necesitan lograr una mayor eficiencia para ingresar y permanecer en cadenas de valor globales, responder de manera eficiente a la volatilidad y complejidad de los mercados, y por otro lado hacer un uso óptimo de los recursos para minimizar la huella de CO<sub>2</sub> que generan los procesos industriales, entre otros.

En ese marco la inteligencia artificial (AI) ofrece oportunidades a través de nuevos modelos de negocio (Redchuk & Walas Mateo, 2022), para transformar procesos productivos tradicionales hacia sistemas más inteligentes y eficientes. Pfau & Rimpf (2021) destacan el potencial disruptivo de la AI y, más específicamente, el aprendizaje automático (ML) para generar nuevos modelos de negocios y oportunidades para los emprendedores.

Da Silva et al (2019), plantean que las oportunidades para el desarrollo de industrias inteligentes, y la evolución de los sistemas productivos hacia esquemas que maximicen la competitividad es resultado de la demanda de tecnologías y procedimientos más eficientes, estándares de calidad y reducción de costos, así como la innovación tecnológica. Por otro lado, el artículo visibiliza varios temas relacionados con la Industria 4.0 (I4.0); el enfoque principal de este paradigma de producción es generar en las industrias existentes procesos más inteligentes y adaptables, con un óptimo uso de los recursos.

Los conceptos del párrafo anterior se refuerzan al revisar los Objetivos de

Desarrollo Sostenible (ODS) de la Organización de las Naciones Unidas (ONU) (2015), en particular los referidos a la innovación industrial, el consumo y la producción responsables, y la mitigación del cambio climático. Muller (2020) observa que la generación de valor puede realizarse en un modo más eficiente, personalizada, de mayor calidad, orientada al servicio, trazable, resiliente y flexible. Esto podría generar beneficios en lo económico, ecológico y social, relacionados con el Triple Impacto del desarrollo sostenible.

Por otro lado, la irrupción de la tecnología de Internet Industrial de las Cosas (IIoT), permite integrar datos generados en el piso de planta para utilizarlos en la gestión y de esta manera facilitar la optimización de procesos. Walas Mateo y Redchuk (2022), presentan un trabajo donde analiza el concepto de inteligencia artificial y aprendizaje automático (AI/ML) como herramienta para la optimización de procesos dentro del modelo I4.0.

Por último, la evolución del modelo I4.0 hacia un nivel superior que se conoce como Industria 5.0 (I5.0) abre nuevos espacios para avanzar en la investigación sobre cómo se adoptan soluciones que permitan a las empresas industriales internalizar estos nuevos paradigmas productivos. Algunos autores (Di Nardo & Yu (2020); Doyle-Kent & Kopacek (2021); Walas Mateo, Redchuk, & Tornillo (2022); Chander et. al (2021)), conceptualizan el alcance y los objetivos del modelo I5.0. Los autores coinciden en que el nuevo marco busca la sostenibilidad junto con la integración en la cadena de valor, y la centralidad de las personas en el entorno productivo. Además, Muller (2020) y Breque et al (2021) observan que el modelo I5.0 es complementario al paradigma I4.0 que impulsa a las empresas hacia una industria sostenible, centrada en el ser humano y resiliente para adaptarse

a las complejidades del entorno de negocio actual. Finalmente, ambos artículos destacan que el modelo I5.0 cambia desde el enfoque de generar valor para los accionistas directos, hacia otro dónde el valor sea generado para la sociedad toda.

Todo lo mencionado en los párrafos anteriores ha generado la inquietud para indagar y profundizar en metodologías y soluciones que faciliten la democratización de la AI y ML para optimizar procesos industriales en el marco del paradigma I5.0.

## **Marco Teórico**

Para iniciar este tema, consideremos el artículo de He & Xu (2014) donde destacan la necesidad de considerar el enfoque de sistemas al abordar la investigación en la integración de la información industrial. El texto presenta el modelado y la integración de flujos de información para la vinculación de la información empresarial a través de la arquitectura que propone IIoT.

El tema de la recopilación e integración de información ha sido abordado por organismos de normalización autorizados como la Sociedad Internacional de Automatización (ISA) (2022) y la Comisión Electrotécnica Internacional (IEC) (2022). Como ejemplo, el estándar multicapa IEC 62264 basado en las especificaciones ISA-95 (2010) define un marco de intercambio de modelos de información que permite la integración de aplicaciones que se ejecutan en áreas de gestión, y operaciones. Las empresas que cumplen con este estándar pueden definir interfaces entre el control y las funciones de gestión, lo que les permite tomar decisiones informadas sobre los datos para intercambiar de forma que los costos y los riesgos se mantengan bajos en caso de errores de implementación.

La figura 1 muestra la arquitectura de niveles que propone el estándar ANSI/ISA-95. Esta norma internacional ha sido generada para abordar los problemas que surgen durante el desarrollo de interfaces automatizadas en el ámbito de los sistemas de gestión de la empresa y los sistemas de control. Este estándar proporciona una guía para la integración vertical de la información de la firma.

El estándar ISA 95 define un modelo de jerarquía funcional para categorizar las funciones de las empresas industriales. Este modelo de 5 capas es conocido como la pirámide de automatización.

El nivel 0 es donde los procesos productivos son realizados. En ese nivel el marco operacional esta medido en milisegundos (Åkerman, 2018). En este nivel se encuentran los sensores (presión, temperatura, caudal, etc.), y todos los dispositivos de campo (actuadores, servo motores, etc.).

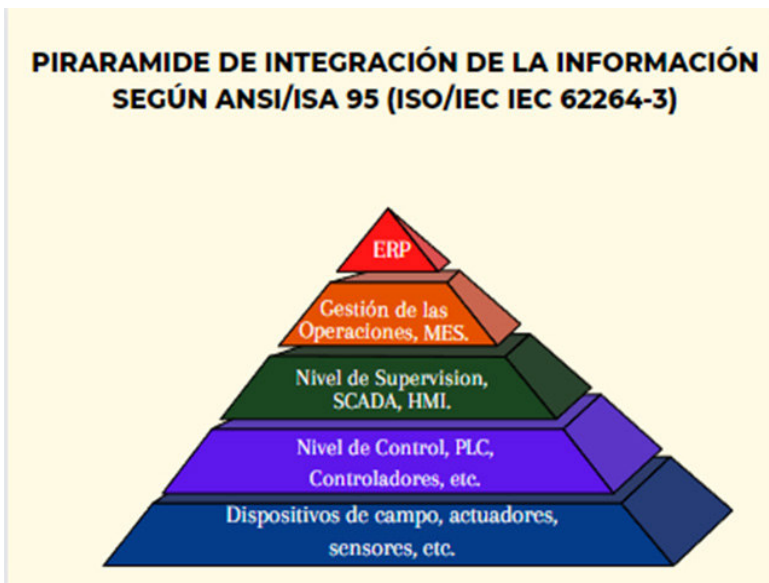
El primer nivel representa la primera capa lógica, donde los datos recibidos desde el nivel anterior son procesados. Los procesos operativos en este nivel se basan en mecanismos de retroalimentación constantes. En esta instancia aparecen elementos de control como Controladores Lógicos Programables (PLC), variadores de velocidad, entre otros. El marco temporal esta dado en segundos.

El siguiente nivel, representa la capa de automatización, donde se generan mecanismos de control y automatización. En esta instancia aparecen las Interfaces Hombre Máquina (HMI), sistemas de Supervisión Control y Adquisición de Datos (SCADA). Estos sistemas se comunican con las capas inferiores como los PLC a través de protocolos, estándares de comunicación, como MODBUS. El marco temporal en este nivel esta dado en minutos.

A continuación, el tercer nivel es donde ocurre la contextualización con el producto que es fabricado. En esta capa se definen y mantienen las recetas o lista de Materiales (BOM). El sistema que trabaja en esta instancia es el Sistema de Ejecución de Manufactura (MES), sobre esta herramienta es posible que operadores ingresen datos. El marco temporal se da en horas hasta días.

El último nivel, representa la instancia de gestión, planificación, e inteligencia de operaciones y negocio. El elemento clave es el Sistema de Planificación de Recursos de la Empresa (ERP). Acá también podemos encontrar soluciones de AI en la nube. El marco de tiempo se da en semanas hasta meses.

**Ilustración 1.** Modelo de integración vertical de la Información que propone el estándar ANSI/ISA 95.



**Fuente:** Elaboración propia

## **Desarrollo**

Existen diferentes trabajos en temas de AI como facilitadora de mejores procesos operativos los cuales han motivado la investigación que se desarrolla en este trabajo. Uno de ellos es el artículo “Un sistema de soporte de decisiones difusas para gestionar actividades de mantenimiento de componentes críticos en sistemas de fabricación” de İhsan Erozan (2019), otro que despierta interés es “Aplicaciones de aprendizaje automático en líneas de producción: una revisión sistemática de la literatura” de Ziqiu Kang et al. (2020). Estos documentos brindan excelentes conocimientos y conceptos sobre AI/ML para optimizar las operaciones industriales. Al igual que otros trabajos, estos artículos se centran en la metodología analítica y los beneficios de aplicar AI/ML en procesos industriales. En este punto, no hay dudas sobre el valor agregado y la viabilidad del análisis de datos en la fabricación. Lo que se pretende estudiar en esta investigación es el estado del arte de la ciencia de datos en el entorno industrial y sobre todo cómo democratizar el uso de AI/ML y llegar a un despliegue más masivo para buscar la excelencia en los procesos productivos.

Estudios recientes sobre producción inteligente con algoritmos ML cubren áreas en el ámbito industrial que incluyen planificación de producción, consumo total de energía, programación de máquinas, diseño de productos y mecanizado sostenible (Javaid et al., 2020). La inclusión de tecnologías emergentes como IIoT, inteligencia artificial, análisis de datos, servicios de entrega digital está influyendo en las prácticas de producción inteligente en la era de la I4.0 (Jamwal et al., 2021; Machado et al., 2020). Algunos estudios han informado que el uso de estas tecnologías avanzadas en la fabricación sostenible da como resultado la minimización del consumo total

de energía, la reducción de los insumos de mano de obra y una mejor predicción del mantenimiento basada en las condiciones (Khan et al., 2017).

Por otro lado, algunos autores (Jamwal et al., 2021; Kumar et al., 2018) consideran que uno de los principales desafíos es la generación de una gran cantidad de datos. Esto se justifica por el hecho de que los datos generados serán útiles para la toma de decisiones, pero se deben organizar, y analizar mediante el uso de herramientas de modelado de datos.

Las industrias actualmente están aplicando inteligencia artificial y aprendizaje automático para mejorar la eficiencia, la seguridad de los empleados y mejorar la calidad del producto. En las empresas manufactureras, el mantenimiento continuo de las líneas de producción y la maquinaria resulta en gastos importantes, que también tienen un impacto importante en el resultado final de cualquier operación de producción dependiente de activos (Sharp et al., 2018).

Según Hernández Orallo et al. (2004), ML o aprendizaje automático es el área de la inteligencia artificial que se ocupa de desarrollar algoritmos (y programas) capaces de aprender, y constituye, junto con la estadística, el corazón del análisis inteligente de los datos. Los principios seguidos en el aprendizaje automático son similares a los aplicados en la minería de datos: la máquina aprende un modelo a partir de ejemplos y lo usa para resolver el problema.

La aplicación de técnicas de ML en la fabricación ha ganado popularidad en las últimas dos décadas (Sharma et al., 2020). En la actualidad, considerando el ámbito industrial, las herramientas de aprendizaje automático se utilizan en diversas áreas, p. Ej. resolución de problemas, control y optimización

(Syafrudin et al., 2018). El alcance de las técnicas de ML en la producción, según distintos requerimientos del sector, se muestra en la tabla 2.

*Tabla 4. Posibilidad de generar información para la gestión de la producción de soluciones de ML según requerimientos de la producción específicos.*

<b>Requerimientos de Fabricación</b>	<b>Capacidad de ML para alcanzar requisitos de producción</b>
Capacidad de manejar grandes volúmenes de datos y problemas complejos.	Algoritmos de ML son capaces de manejar grandes volúmenes de datos con problemas complejos.
Capacidad para adaptarse a nuevos escenarios por cambios tecnológicos a costos y esfuerzos razonables.	ML como parte de Inteligencia Artificial aprende y se adapta a cambios en el ambiente productivo que genera la adopción de la nueva tecnología.
Capacidad de minimizar la naturaleza compleja de los resultados.	Las técnicas de ML pueden manejar patrones de grandes volúmenes de datos y pueden anticiparse a futuros comportamientos de un sistema.
Capacidad para trabajar con datos disponibles de máquinas o procesos productivos.	Las técnicas de ML están diseñadas de tal manera que pueden generar conocimiento de datos existentes cuando son procesados. Estos datos procesados es usada para predicciones de comportamiento, e.j. Mantenimiento.
Capacidad de identificar relaciones entre e intra procesos.	Las técnicas de ML pueden contribuir a generar nueva información y conocimiento identificando patrones a partir de datos existentes.

Las técnicas de ML son parte de la inteligencia artificial, y pueden aprender y adaptarse a nuevos cambios en los sistemas (Loyer et al., 2016). Priore et al., (2001) desarrollan un artículo donde argumentan porqué las técnicas de ML son necesarias en el sector manufacturero. Según este artículo aprender del entorno, y adaptarse automáticamente de acuerdo con los requerimientos que marca la demanda, es la principal fortaleza de las técnicas de aprendizaje automático.

Cuando nos referimos a la integración de la información y su arquitectura para contar con datos para nutrir los algoritmos de ML, podemos considerar

el estándar ISA 95 visto anteriormente. Tal como se observó cuando se trató este estándar, en los niveles inferiores ocurre la captura de la información y las actividades de control, y a medida que llegamos a los niveles superiores la complejidad aumenta. En los dos niveles superiores es donde las plataformas de gestión y planificación comparten datos y se comunican entre ellas. Pedone & Mezgar (2020) estudiaron sistemas altamente heterogéneos en I4.0 desde la perspectiva de la adaptación con el modelo de la nube, incluyendo sistemas IIoT. En el trabajo que presentan justifican que la interoperabilidad y la portabilidad de datos son los desafíos más importantes para adoptar nuevas tecnologías en el complejo ecosistema I4.0.

En el mismo texto los autores, destacan que es en los dos niveles superiores donde los sistemas productivos se benefician con la adopción de computación en la nube, big data, AI, y ML. La figura 1 muestra donde se genera el espacio para adoptar ML en la pirámide de automatización.

Figura 4. muestra donde se genera el espacio para adoptar ML en la pirámide de automatización.



## **Conclusiones**

En principio se puede observar que en los casos estudiados se generaron resultados positivos tras el desarrollo de los casos de uso. La mejora de proceso se basó en análisis predictivos destinados a explotar los datos operativos generados por la infraestructura digital existente en las empresas analizadas.

Los casos resultan útiles para demostrar como las soluciones de AI logran impactar positivamente en una empresa tradicional. Para futuras líneas de investigación debería considerarse el impacto de la adopción de metodologías ágiles para acortar los tiempos de adopción, y en facilitar la co-creación del modelo entre el profesional experto en la industria y el del software.

Una primera consideración para la aplicación de la metodología propuesta es la necesidad de una infraestructura IIoT que genere datos de la operación en forma consistente, y gran cantidad de datos históricos. Además, no solo importa la cantidad, sino la calidad de los datos considerados (datos faltantes, anomalías, descripción de la problemática, entre otras). Esto es una limitación importante para varias industrias tradicionales que aún están rezagadas en la digitalización. Este problema es una debilidad importante de las industrias que podrían usar modelos de datos para abordar cuestiones críticas como mejorar la vida útil restante (RUL) de los equipos pesados, reducir la huella de carbono, optimizar la gestión del mantenimiento, y reducir las actividades que no agregan valor, entre otras oportunidades desperdiciadas.

Los casos presentados muestran la ventaja de utilizar la metodología propuesta para optimizar procesos industriales. Debe observarse como prerequisite la necesidad de que las empresas cuenten con una infraestructura

digital relativamente madura, de acuerdo a estándares como ISA 95. En los casos estudiados el proceso de adopción se facilitaba al contar con datos históricos, y sobre todo con plataformas robustas que generan datos de los procesos en tiempo real para nutrir a la plataforma de ML desplegada en la nube.

Un tema central a considerar esta referido a la posibilidad de contextualización y adaptación al dominio industrial específico que se desea optimizar. Utilizando ML es posible abordar problemáticas complejas de optimizar, donde las características de los procesos sobre los que se aplicó la metodología son muy diferentes.

Por lo tanto, de acuerdo a las observaciones planteadas en este punto se debe considerar que más allá de la metodología a aplicar, es necesario cumplir con algunas condiciones requeridas para desarrollar modelos analíticos. Esto es, disponibilidad de datos, calidad de datos, variables de proceso relevantes que forman parte de la instrumentación del proceso y la disponibilidad de expertos de dominio experimentados que puedan trabajar en un equipo multidisciplinario junto con científicos de datos, y expertos de software. Esto es un condicionante importante para crear valor a través de los datos, y debe evaluarse antes de comenzar a aplicar la metodología propuesta.

Se observa, de acuerdo a los resultados de los casos que el valor potencial a generar para la operación de la firma implica un retorno sustancial sobre inversión y podría permitir a las organizaciones desarrollar nuevas estrategias diferenciadoras en el mercado.

El potencial del enfoque propuesto es alto en las industrias tradicionales

que aún no se han evolucionado al modelo I5.0 y, en la mayoría de los casos, comienzan a desarrollar la infraestructura tecnológica para alcanzar un nivel de madurez tecnológica que permita trabajar con el análisis de datos y el aprendizaje automático para la optimización de sus procesos de producción y encuadrar los sistemas productivos dentro de las metas fijadas por los ODS.

## **Referencias**

- A. Redchuk, and F. Walas Mateo (2022). New Business Models on Artificial Intelligence—the Case of the Optimization of a Blast Furnace in the Steel Industry by a Machine Learning Solution. *Applied System Innovation*. 5(1):6. <https://doi.org/10.3390/asi5010006>
- W. Pfau, P. Rimpp. (2021). AI-Enhanced Business Models. *Digital Entrepreneurship, Digital Entrepreneurship, Future of 341 Business and Finance*. Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-53914-6\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-53914-6_7)
- V. L. Da Silva, J. Luiz Kovaleski, R. Negri Pagani, J. De Matos Silva, A. Corsi. (2019). Implementation of Industry 4.0 concept in companies: empirical evidences, *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*.
- UN General Assembly. "Transforming Our World: The 2030 Agenda for Sustainable Development" United Nations (UN), Oct. 2015.
- J. Müller. European Commission, Directorate-General for Research and Innovation, *Enabling Technologies for Industry 5.0: results of a workshop with Europe's technology leaders*, Publications Office, 2020,

<https://data.europa.eu/doi/10.2777/082634>

- F. Walas Mateo, A. Redchuk. (2022). Artificial Intelligence as a Process Optimization driver under industry 4.0 framework and the role of IIoT, a bibliometric analysis. – JIIM. Journal of Industrial Integration and Management Innovation & Entrepreneurship. ISSN (print): 2424-8622 | ISSN (online): 2424-8630. <https://doi.org/10.1142/S2424862222500130>
- M. Di Nardo, H. Yu. (2021). Special Issue. Industry 5.0: The prelude to the sixth industrial revolution. Appl. Syst. Innov, 4, 45.
- M. Doyle-Kent, P. Kopacek. (2020). Industry 5.0: Is the manufacturing industry on the cusp of a new revolution? Adv. Mech. Eng., 432-441.
- F. Walas Mateo, A. Redchuk, J. E. Tornillo. (2022). Industry 5.0 and new business models in mining. Adoption Case of Machine Learning to optimize the process at a copper Semi Autogenous Grinding (SAG) Mill. July 2022. 5th European IEOM Rome
- B. Chander, S. Pal, D. De, R. Buyya. (2022). Artificial Intelligence-based Internet of Things for Industry 5.0. In: Pal, S., De, D., Buyya, R. (eds) Artificial Intelligence-based Internet of Things Systems. Internet of Things. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-87059-1\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-030-87059-1_1)
- M. Breque, L. De Nul, A. Petridis. (2021). European Commission, Directorate-General for Research and Innovation, Industry 5.0: towards a sustainable, human-centric and resilient European industry, Publications Office, <https://data.europa.eu/doi/10.2777/308407>.

- W. He, L. Xu. (2014). Integration of Distributed Enterprise Applications: A Survey. *IEEE Transactions on Industry Informatics*, 10(1), pp. 35-42.
- ISA. International Society of Automation. Available online: <https://www.isa.org/> (accessed on 1 July 2022).
- International Electrotechnical Commission. Available online: <https://www.iec.ch/> (accessed on 1 July 2022).
- American National Standards Institute (ANSI), ISA-95.00.01-2010, ISA-95.00.02-2010, ISA-95.00.03-2013, ISA-95.00.04-2012, ISA-95.00.05-2013. North Carolina USA.
- M. Åkerman. (2018). Implementing Shop Floor IT for Industry 4.0. Department of Industrial and Materials Science. CHALMERS UNIVERSITY OF TECHNOLOGY. Gothenburg, ISBN 978-91-7597-752-2.
- I. Erozan. (2019). A fuzzy decision support system for managing maintenance activities of critical components in manufacturing systems. *Journal of Manufacturing Systems*. June 2019.
- Z. Kang, C. Catal, B. Tekinerdogan. (2020). Machine learning applications in production lines: A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering* 149. Tayal et al., 2020
- M. Javaid, A. Haleem, R.P. Singh, R. Suman. (2022). Artificial intelligence applications for industry 4.0: A literature-based study. *Journal of Industrial Integration and Management*, 7(01), 83-111.
- A. Jamwal, R. Agrawal, M. Sharma, A. Giallanza. (2021). Industry 4.0 Technologies for Manufacturing Sustainability: A Systematic Review and

Future Research Directions. Appl. Sci. 2021, 11, 5725. <https://doi.org/10.3390/app11125725>

C. Gonçalves Machado, M.P. Winroth, E.H. Dener Ribeiro da Silva. (2020). Sustainable manufacturing in Industry 4.0: an emerging research agenda, *International Journal of Production Research*, 58:5, 1462-1484, DOI: 10.1080/00207543.2019.1652777.

M. Khan, X. Wu, X. Xu and W. Dou, "Big data challenges and opportunities in the hype of Industry 4.0," 2017 IEEE International Conference on Communications (ICC), Paris, France, 2017, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICC.2017.7996801.

R. Kumar, S. Prakash Singh, K. Lamba. (2018). Sustainable robust layout using Big Data approach: A key towards industry 4.0. *Journal of Cleaner Production*, Volume 204, Pages 643-659, ISSN 0959-6526, <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.08.327>.

M. Sharp, R. Ak, T. Hedberg (2018). A survey of the advancing use and development of machine learning in smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*. Volume 48, Part C, Pages 170-179, ISSN 0278-6125, <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.02.004>.

J. Hernández Orallo; M.J. Ramírez Quintana; C. Ferri Ramírez. (2004). *Introducción a la Minería de Datos*. Pearson Educación SA. Madrid. ISBN 84-205-4091-9

R. Sharma, S. S. Kamble, A. Gunasekaran, V. Kumar, A. Kumar. (2020). A systematic literature review on machine learning applications for sustainable agriculture supply chain performance. *Computers & Op-*

erations Research. Volume 119, 104926, ISSN 0305-0548,

<https://doi.org/10.1016/j.cor.2020.104926>.

- M. Syafrudin, G. Alfian, N.L. Fitriyani, J. Rhee. (2018). Performance Analysis of IoT-Based Sensor, Big Data Processing, and Machine Learning Model for Real-Time Monitoring System in Automotive Manufacturing. *Sensors* 2018, 18, 2946. <https://doi.org/10.3390/s18092946>
- J.L. Loyer, E. Henriques, M. Fontul, S. Wiseall. (2016). Comparison of Machine Learning methods applied to the estimation of manufacturing cost of jet engine components, *International Journal of Production Economics*, Volume 178, Pages 109-119, ISSN 0925-5273, <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.05.006>.
- P. Priore, D. de la Fuente, R. Pino. (2001). Learning-based scheduling of flexible manufacturing systems using case-based reasoning, *Applied Artificial Intelligence*, 15:10, 949-963, DOI: 10.1080/088395101753242697.
- G. Pedone, I. Mezgár. (2018). Model similarity evidence and interoperability affinity in cloud-ready Industry 4.0 technologies. *Computers in Industry*. Vol. 100 (2018) 278-286.