

TECNOLOGÍAS INTELIGENTES APLICADAS A LA INGENIERÍA ELECTROMECAÁNICA

Simulación, IoT, Inteligencia Artificial y
Automatización para la Transformación Digital

1^{ERA}
EDICIÓN

2026



Autores:

Jorge Alberto Cárdenas Magaña
Francisco Miguel Hernández López
Juan Pablo Mojica Sánchez
Sergio Sandoval Pérez



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO

**Tecnologías inteligentes
aplicadas a la ingeniería
electromecánica: simulación,
IoT, inteligencia artificial y
automatización para la
transformación digital**

Tecnologías Inteligentes Aplicadas a la Ingeniería Electromecánica: Simulación, IoT, Inteligencia Artificial y Automatización para la Transformación Digital

Autores:

Dr. Jorge Alberto Cárdenas Magaña

Dr. Francisco Miguel Hernández López

Dr. Juan Pablo Mojica Sánchez

Dr. Sergio Sandoval Pérez

Smart Technologies Applied to Electromechanical Engineering: Simulation, IoT, Artificial Intelligence, and Automation for Digital Transformation

Authors:

Dr. Jorge Alberto Cárdenas Magaña

Dr. Francisco Miguel Hernández López

Dr. Juan Pablo Mojica Sánchez

Dr. Sergio Sandoval Pérez

Equipo Editorial | Editorial Team

Mg. (C) Bryam Alejandro Colan Hernandez
Director Editorial | Editorial Director

Dra. Patricia Guadalupe Gamboa
Rodríguez
Editora en Jefe | Editor-in-Chief

Jaime Manuel Castillo Estela
Diseño y portada | Design and cover

Mg. Cinthya Carrasco Ancco
Correcto de estilo y maquetación | Copy
editor and layout specialist

Comité Editorial

Dr. Manuel Iván Tostado Ramírez

Dr. Juan Francisco Peraza Garzón

Dra. Ana Isabel Bonilla Calero

Dra. Virginia Lagunes Barradas

© EducaID Scientific E. I. R. L.
Sello Editorial Sinergy

Domicilio Legal: Calle San José 401, San
Miguel, Pisco, Ica –Perú.

Edición: 2026-08-25

Correo electrónico -E-mail:
sinergy@educaidscientific.com

Disponible para su descarga gratuita en |
Available for free download at:
sinergy.educaidscientific.com

Este título se publica bajo una licencia de
Atribución-NoComercial-SinDerivar 4.0
Internacional (CC BY-NC-SA 4.0)

This title is published under an Attribution-
NonCommercial-ShareAlike 4.0
International (CC BY-NC-SA 4.0) license.



CITATION [APA 7]

Cárdenas Magaña J. A., Hernández López F.M., Mojica Sánchez J.P. & Sandoval Pérez, S. (2026). Tecnologías Inteligentes Aplicadas a la Ingeniería Electromecánica: Simulación, IoT, Inteligencia Artificial y Automatización para la Transformación Digital. Editorial Sinergy.

<https://sinergy.educaidscientific.com/index.php/sinergy/catalog/book/14>

Derecho de autor | Copyright: Editorial Sinergy, Osiris María Echeverría Ríos

Primera Edición | First Edition: 2026

Editorial | Publisher: Editorial Sinergy

Clasificación Thema | Thema Subject Categories:

TJ: Ingeniería electromecánica y electromecánica (Electromechanical engineering and electromechanics)| TJFD: Automatización y sistemas de control industrial (Automation and industrial control systems)| U: Computación y tecnología de la información (Computing and Information Technology)| UYQ: Inteligencia artificial (Artificial intelligence)| UNH: Internet de las cosas (IoT) (Internet of Things (IoT))

BISAC: TEC009000 | COM004000 | COM060000

Público objetivo | Target audience: Profesional / Académico | Professional / Academic

Colección | Collection: Ingeniería y Tecnología

Soporte | Format: PDF / Digital

Fecha de publicación | 2026-08-25

ISBN: 978-612-99320-6-4

Título: Tecnologías Inteligentes Aplicadas a la Ingeniería Electromecánica: Simulación, IoT, Inteligencia Artificial y Automatización para la Transformación Digital | Smart Technologies Applied to Electromechanical Engineering: Simulation, IoT, Artificial Intelligence, and Automation for Digital Transformation

ISBN: 978-612-99320-6-4



Revisión por pares

Cada capítulo de este libro ha sido evaluado mediante un proceso de dictaminación a cargo de académicos externos bajo la modalidad de doble par ciego. En consecuencia, la investigación presentada cuenta con el respaldo de expertos en la materia, quienes han emitido una valoración objetiva basada en criterios científicos para garantizar la solidez académica de la obra.

Peer Review

Each chapter of this book has been evaluated through a doubleblind peer review process by external academics. Consequently, the research presented is supported by experts in the field, who have issued an objective assessment based on scientific criteria to ensure the academic soundness of the work.

Sobre los autores | About the authors

Dr. Jorge Alberto Cárdenas Magaña



Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico José Mario Molina Pasquel y Henríquez, UA Tamazula



<https://orcid.org/0000-0001-9114-8550> |
jorge.cardenas@tamazula.tecmm.edu.mx

Ingeniero eléctrico por el Tecnológico Nacional de México Campus Guzmán, con dos maestrías: una en Diseño, Gestión y Dirección de Proyectos por la Universidad Internacional Iberoamericana, y otra en Energías Renovables por Universidad Europea del Atlántico, Doctor en Ingeniería Aplicada por el Colegio de Formación Educativa Tenam. Perfil Prodep y pertenece al Cuerpo Académico en Consolidación “Agrotecnología” (ITJMMPH-CA-19). Es Profesor Titular A en el Instituto Tecnológico José Mario Molina Pasquel y Henríquez, Unidad Académica Tamazula. Ha registrado varias patentes y registros de software ante indautor, y ha publicado artículos de investigación en áreas afines a eficiencia eléctrica, biotecnología, manufactura y electrónica.

Dr. Francisco Miguel Hernández López

Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico José Mario Molina Pasquel y Henríquez, UA Tamazula



<https://orcid.org/0000-0001-9546-0445> |
francisco.hernandez@tamazula.tecmm.edu.mx



Ingeniero Electromecánico con Maestría y Doctorado en Enseñanza de las Matemáticas. Profesor Investigador del Instituto Tecnológico José Mario Molina Pasquel y Henríquez, Unidad Académica Tamazula; profesor de Matemáticas en la Universidad de Guadalajara y docente del Doctorado en Enseñanza y Didáctica de las Matemáticas en la Universidad de las Américas y el Caribe. Líder del Cuerpo Académico en Consolidación “Agrotecnología” (ITJMMPH-CA-19), miembro del Sistema Nacional de Investigadoras e Investigadores SNII, con Perfil Deseable PRODEP y asesor de tesis doctorales. Ha colaborado en la evaluación de proyectos de la SECIHTI, asesorías en competencias nacionales e internacionales, Veranos Científicos del TecNM y comités editoriales académicos. Ha publicado artículos y capítulos de libro en automatización, robótica y educación matemática.

Dr. Juan Pablo Mojica Sánchez

Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico José Mario Molina Pasquel y Henríquez, UA Tamazula



<https://orcid.org/0000-0003-2561-9689>
juan.mojica@tamazula.tecmm.edu.mx



El Dr. Juan Pablo Mojica Sánchez es Doctor en Ciencias Químicas con especialidad en Química Computacional y Teórica por la Universidad de Colima. Cuenta con reconocimiento al Perfil Deseable PRODEP y pertenece al Sistema Nacional de Investigadoras e Investigadores (SNII) y a el Cuerpo Académico en Consolidación “Agrotecnología” (ITJMMPH-CA-19). Sus líneas de investigación se enfocan en química computacional, modelado molecular, teoría del funcional de la densidad (DFT), nanomateriales, adsorción molecular e innovación agrícola sustentable. Ha participado en publicaciones científicas indexadas y en diversos foros nacionales e internacionales. Actualmente se desempeña como Profesor-Investigador del TecNM/ITJMMPyH UA Tamazula.



Dr. Sergio Sandoval Pérez

Tecnológico Nacional de México/ Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán



<https://orcid.org/0000-0002-7328-1793>
sergio.sp@cdguzman.tecnm.mx

El Dr. Sergio Sandoval Pérez labora en el Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán, perteneciente al Tecnológico Nacional de México, donde participa en los programas de Ingeniería y Maestría en Electrónica. Cuenta con el reconocimiento de Perfil Deseable PRODEP y es miembro del Sistema Nacional de Investigadoras e Investigadores (SNII). Actualmente desarrolla líneas de investigación relacionadas con algoritmos de control vehicular y sus aplicaciones en la autonomía automotriz. Asimismo, ha realizado trabajos sobre fuentes renovables de energía y el diseño de aplicaciones con realidad aumentada orientadas a la capacitación y enseñanza de conceptos de electrónica básica.

Contenido

Contenido	9
Índice de figuras	12
Índice de tablas	15
Prólogo	18
Resumen	19
Abstract	20

Capítulo 1

Transformación Digital de los Sistemas Electromecánicos: Fundamentos, Tecnologías y Aplicaciones Inteligentes.....	21
Resumen	22
1.1.Introducción	24
1.2.Desarrollo	28
1.3. Aplicaciones prácticas y perspectivas futuras.....	65
1.4. Conclusiones	74
Referencias	76

Capítulo 2.

Simulación de sistemas eléctricos y electromecánicos para la transformación digital.....	78
Resumen	80
2.1. Introducción	81
2.2. Desarrollo	84
2.3. Aplicaciones prácticas y perspectivas futuras.....	104
2.4. Conclusiones	109
Referencias	111

Capítulo 3

Programación aplicada a la ingeniería electromecánica para la transformación digital	114
Resumen	115
3.1. Introducción	116
3.2. Desarrollo	118
3.3. Aplicaciones prácticas y perspectivas futuras	144
3.4. Conclusiones	149
Referencias	151

Capítulo 4

Internet de las cosas y monitoreo inteligente de sistemas electromecánicos para la transformación digital.....	155
Resumen	156
4.1. Introducción	157
4.2. Desarrollo	161
4.3. Aplicaciones prácticas y perspectivas futuras	209
4.4. Conclusiones	215
Referencias	216

Capítulo 5

Inteligencia artificial y sistemas inteligentes aplicados a la ingeniería electromecánica para la transformación digital.....	221
Resumen	222
5.1. Introducción	223
5.2. Desarrollo	226

5.3. Aplicaciones prácticas y perspectivas futuras	245
5.4. Conclusiones	250
Referencias	253

Índice de figuras

Capítulo 1

Figura 1.1. <i>Evolución de los sistemas electromecánicos desde los esquemas tradicionales hasta los ecosistemas digitales inteligentes en el contexto de la transformación digital</i>	26
Figura 1.2. <i>Integración hardware-software en sistemas electromecánicos digitalizados</i>	37
Figura 1.3. <i>Arquitectura general de un sistema SCADA para la supervisión y control de sistemas electromecánicos.</i>	53
Figura 1.4. <i>Integración entre sistema físico y modelo digital para supervisión y optimización.</i>	55
Figura 1.5. <i>Arquitectura general de Internet Industrial de las Cosas aplicada a sistemas electromecánicos</i>	57
Figura 1.6. <i>Arquitectura conceptual de un gemelo digital para la supervisión y optimización de sistemas electromecánicos.</i>	68

Capítulo 2

Figura 2.1. <i>Evolución de la simulación en ingeniería electromecánica</i>	82
Figura 2.2. <i>Papel de la simulación en el ciclo de vida de los sistemas electromecánicos.</i>	87
Figura 2.3. <i>Clasificación de plataformas de simulación utilizadas en ingeniería electromecánica.</i>	91
Figura 2.4. <i>Respuesta en frecuencia (diagrama de Bode) de un filtro RC pasa bajas</i>	95
Figura 2.5. <i>Respuesta transitoria de un circuito RC carga y descarga de un capacitor.</i>	96
Figura 2.6. <i>Integración de simulación, IoT, inteligencia artificial y gemelos digitales en la transformación digital de sistemas electromecánicos</i>	102

Capítulo 3

Figura 3.1. <i>Evolución de la programación aplicada a la ingeniería electromecánica</i>	123
Figura 3.2. <i>Comparación funcional de plataformas programables utilizadas en ingeniería electromecánica.</i>	133
Figura 3.3. <i>Arquitectura IoT para monitoreo y control de sistemas electromecánicos</i>	138
Figura 3.4. <i>Integración de programación, IoT e inteligencia artificial en sistemas electromecánicos inteligentes.</i>	142
Figura 3.5. <i>Arquitectura de un sistema inteligente de monitoreo energético inteligente para sistemas electromecánicos.</i>	146
Figura 3.6. <i>Tendencias futuras en programación e integración digital para la ingeniería electromecánica.</i>	148

Capítulo 4

Figura 4.1. <i>Arquitectura funcional de un sistema IoT para monitoreo electromecánico</i>	160
Figura 4.2. <i>Evolución del monitoreo industrial hacia el Internet Industrial de las Cosas (IIoT)</i>	164
Figura 4.3. <i>Relación entre IoT, IIoT, Industria 4.0 e Industria 5.0</i>	174
Figura 4.4. <i>Integración de sensores para adquisición de datos en sistemas electromecánicos</i>	182
Figura 4.5. <i>Arquitectura funcional de una plataforma ESP32 para monitoreo IoT</i>	191
Figura 4.6. <i>Arquitectura funcional de una plataforma Raspberry Pi Pico W para monitoreo IoT</i>	193

Capítulo 5

Figura 5.1. <i>Evolución de la inteligencia artificial y su integración en la ingeniería electromecánica.</i>	227
Figura 5.2. <i>Ciclo de vida de los datos para aplicaciones de inteligencia artificial en sistemas electromecánicos</i>	231

Figura 5.3. <i>Flujo general de visión artificial aplicada a sistemas electromecánicos</i>	235
Figura 5.4. <i>Arquitectura de mantenimiento predictivo basado en inteligencia artificial</i>	239
Figura 5.5. <i>Arquitectura de implementación de inteligencia artificial mediante Edge AI</i>	244
Figura 5.6. <i>Arquitectura conceptual de un sistema inteligente basado en visión artificial e IoT para optimización energética</i>	248

Índice de tablas

Capítulo 1

<i>Tabla 1.1. Comparación de las etapas evolutivas de la ingeniería electromecánica</i>	29
<i>Tabla 1.2. Variables comúnmente monitoreadas en sistemas electromecánicos</i>	39
<i>Tabla 1.3. Evolución de las estrategias de mantenimiento industrial</i>	48
<i>Tabla 1.4. Aplicaciones del monitoreo para la eficiencia energética</i>	51
<i>Tabla 1.5. Principales aplicaciones del análisis de datos en la transformación digital en sistemas electromecánicos</i>	61
<i>Tabla 1.6. Principales estrategias de optimización energética en sistemas electromecánicos</i>	64

Capítulo 2

<i>Tabla 2.2. Comparación de plataformas de simulación utilizadas en ingeniería electromecánica.</i>	92
<i>Tabla 2.3. Aplicaciones de la simulación en sistemas electromecánicos y de control</i>	100
<i>Tabla 2.4. Tecnologías emergentes asociadas a la simulación inteligente</i>	103
<i>Tabla 2.5. Aplicaciones industriales de la simulación en ingeniería electromecánica</i>	105
<i>Tabla 2.6. Tendencias emergentes en simulación aplicada a la ingeniería electromecánica</i>	109

Capítulo 3

<i>Tabla 3.1. Contribución de la programación en el ciclo de vida de los sistemas electromecánicos.</i>	120
<i>Tabla 3.2 Elementos fundamentales de un sistema programable aplicado a ingeniería electromecánica</i>	130

Tabla 3.3 Comparación técnica de plataformas programables utilizadas en ingeniería electromecánica	134
Tabla 3.4. Variables monitoreadas en sistemas electromecánicos y aplicaciones asociadas.	136
Tabla 3.5. Beneficios y desafíos de la programación en entornos Industria 4.0.....	144
Tabla 3.6. Tecnologías emergentes y aplicaciones futuras.	149

Capítulo 4

Tabla 4.1. Comparación de sensores eléctricos para monitoreo energético.....	178
Tabla 4.2. Comparación de sensores ambientales utilizados en aplicaciones IoT.....	180
Tabla 4.3. Tecnologías para detección de ocupación y proximidad	184
Tabla 4.4. Criterios para la selección de sensores en aplicaciones IoT	188
Tabla 4.5. Comparación de plataformas IoT para ingeniería electromecánica.....	197
Tabla 4.6. Funciones de la comunicación en sistemas IoT para ingeniería electromecánica	202

Capítulo 5

Tabla 5.1. Comparación entre inteligencia artificial, aprendizaje automático y aprendizaje profundo	228
Tabla 5.2. Principales fuentes de datos para aplicaciones de inteligencia artificial en ingeniería electromecánica	232
Tabla 5.3. Comparación de modelos de detección de objetos utilizados en visión artificial industrial	235
Tabla 5.4. Aplicaciones de inteligencia artificial para mantenimiento predictivo y eficiencia energética	240
Tabla 5.5. Comparación de plataformas para implementación de inteligencia artificial en sistemas electromecánicos	244

Tabla 5.6. <i>Aplicaciones de inteligencia artificial en sistemas electromecánicos</i>	246
---	-----

PRÓLOGO

La ingeniería electromecánica atraviesa una etapa de transformación en la que tecnologías como la simulación, la programación, los sensores inteligentes, el Internet de las Cosas y la inteligencia artificial están modificando la manera de diseñar, operar y mantener los sistemas. Estos avances no sustituyen los fundamentos de la ingeniería; los complementan con capacidades para adquirir, procesar y analizar información, así como para apoyar la toma de decisiones.

Tecnologías Inteligentes Aplicadas a la Ingeniería Electromecánica: Simulación, IoT, Inteligencia Artificial y Automatización para la Transformación Digital surge con el propósito de contribuir a la comprensión de esta evolución desde una perspectiva de ingeniería electromecánica. Sus cinco capítulos presentan una trayectoria que parte de la transformación digital y avanza hacia la simulación, la programación, el Internet de las Cosas y la inteligencia artificial, mostrando la relación entre estas tecnologías y sus aplicaciones. La obra parte de una idea central: las tecnologías inteligentes adquieren mayor valor cuando se integran para resolver problemas concretos de ingeniería. Sensores, sistemas embebidos, plataformas digitales y algoritmos inteligentes pueden integrarse en soluciones para el monitoreo, la eficiencia energética, el mantenimiento, la automatización y la optimización de procesos.

Esta transformación también plantea desafíos relacionados con la interoperabilidad, la ciberseguridad, la calidad de los datos y la formación de profesionales con competencias multidisciplinarias.

El libro está dirigido a estudiantes, docentes, investigadores y profesionales de ingeniería electromecánica y áreas afines. Se espera que constituya un recurso de consulta sobre la aplicación de tecnologías inteligentes en el desarrollo de sistemas eficientes, conectados y sostenibles.

RESUMEN

La transformación digital está modificando la forma en que se diseñan, analizan, supervisan y optimizan los sistemas electromecánicos. En este escenario, la integración de tecnologías como la simulación computacional, la programación, el Internet de las Cosas (IoT), el monitoreo inteligente, la inteligencia artificial y la automatización genera nuevas posibilidades para desarrollar sistemas más conectados, eficientes y adaptativos.

El libro *Tecnologías Inteligentes Aplicadas a la Ingeniería Electromecánica: Simulación, IoT, Inteligencia Artificial y Automatización para la Transformación Digital* presenta una visión integral de esta evolución tecnológica. El primer capítulo aborda los fundamentos de la transformación digital; el segundo analiza la simulación como herramienta para el diseño, análisis y optimización; el tercero examina la programación y los sistemas embebidos; el cuarto estudia el Internet de las Cosas aplicado al monitoreo electromecánico; y el quinto aborda la inteligencia artificial, incluyendo aprendizaje automático, aprendizaje profundo, visión artificial y Edge AI. A lo largo de la obra se destaca que el potencial de estas tecnologías surge de su integración, permitiendo transformar los datos generados por sistemas físicos en información útil para apoyar la toma de decisiones. Esta convergencia ofrece oportunidades para mejorar la eficiencia energética, la confiabilidad, el mantenimiento, la automatización y la sostenibilidad de los sistemas electromecánicos. La obra está dirigida a estudiantes, docentes, investigadores y profesionales de la ingeniería electromecánica y áreas afines interesados en comprender y aplicar tecnologías inteligentes en el contexto de la transformación digital industrial.

Abstract

Digital transformation is reshaping how electromechanical systems are designed, analyzed, monitored, and optimized. In this context, the integration of technologies such as computational simulation, programming, the Internet of Things (IoT), intelligent monitoring, artificial intelligence, and automation creates new possibilities for developing systems that are more connected, efficient, and adaptive. The book **Intelligent Technologies Applied to Electromechanical Engineering: Simulation, IoT, Artificial Intelligence, and Automation for Digital Transformation** presents a comprehensive overview of this technological evolution. The first chapter covers the fundamentals of digital transformation; the second analyzes simulation as a tool for design, analysis, and optimization; the third examines programming and embedded systems; the fourth explores the Internet of Things applied to electromechanical monitoring; and the fifth addresses artificial intelligence, including machine learning, deep learning, computer vision, and Edge AI. Throughout the work, the authors highlight that the potential of these technologies lies in their integration, enabling the transformation of data generated by physical systems into actionable information to support decision-making. This convergence offers opportunities to enhance the energy efficiency, reliability, maintenance, automation, and sustainability of electromechanical systems. The book is intended for students, educators, researchers, and professionals in electromechanical engineering and related fields who are interested in understanding and applying intelligent technologies within the context of industrial digital transformation.

CAPÍTULO 1.

Transformación Digital de los Sistemas Electromecánicos: Fundamentos, Tecnologías y Aplicaciones Inteligentes

Digital Transformation of Electromechanical Systems: Fundamentals,
Technologies, and Intelligent Applications

Resumen

La transformación digital ha impulsado cambios significativos en la ingeniería electromecánica mediante la incorporación de tecnologías orientadas al monitoreo, control, análisis de datos y optimización de procesos. La integración de sensores inteligentes, sistemas de adquisición de datos, plataformas SCADA, Internet Industrial de las Cosas (IIoT), computación en la nube, simulación e inteligencia artificial ha ampliado las capacidades de supervisión, análisis y gestión de sistemas industriales y energéticos, favoreciendo una operación más eficiente, confiable y sostenible. El objetivo de este capítulo es analizar la evolución tecnológica de la ingeniería electromecánica y el papel que desempeñan las tecnologías digitales en la modernización de los sistemas electromecánicos. Se presenta una revisión sobre evolución de la disciplina desde los sistemas tradicionales hasta los entornos digitalizados característicos de la Industria 4.0, abordando aspectos relacionados con la digitalización, el monitoreo de variables, el mantenimiento predictivo, la eficiencia energética y las principales herramientas empleadas para la supervisión y optimización de procesos. Asimismo, se analizan aplicaciones emergentes como los gemelos digitales y la inteligencia artificial, destacando su contribución al incremento de la confiabilidad operativa, la eficiencia energética y la toma de decisiones basada en datos. Finalmente, se presentan las principales tendencias que definirán la evolución futura de la ingeniería electromecánica, enfatizando la convergencia entre tecnologías digitales, automatización y sostenibilidad, así como la importancia de integrar los conocimientos tradicionales de electricidad, mecánica y automatización con competencias en análisis de datos, inteligencia artificial y tecnologías inteligentes para desarrollar sistemas electromecánicos más eficientes, resilientes y competitivos.

Palabras clave: ingeniería electromecánica, transformación digital, monitoreo inteligente, Internet Industrial de las Cosas, inteligencia artificial, eficiencia energética.

Abstract

Digital transformation has driven significant changes in electromechanical engineering through the incorporation of technologies focused on monitoring, control, data analysis, and process optimization. The integration of smart sensors, data acquisition systems, SCADA platforms, the Industrial Internet of Things (IIoT), cloud computing, simulation, and artificial intelligence has expanded the capabilities for supervising, analyzing, and managing industrial and energy systems, fostering more efficient, reliable, and sustainable operations. This chapter aims to analyze the technological evolution of electromechanical engineering and the role digital technologies play in modernizing electromechanical systems. It presents an overview of the discipline's evolution—from traditional systems to the digitized environments characteristic of Industry 4.0—addressing aspects such as digitalization, variable monitoring, predictive maintenance, energy efficiency, and key tools used for process supervision and optimization. Additionally, it examines emerging applications like digital twins and artificial intelligence, highlighting their contribution to enhanced operational reliability, energy efficiency, and data-driven decision-making. Finally, the chapter outlines the key trends that will shape the future evolution of electromechanical engineering, emphasizing the convergence of digital technologies, automation, and sustainability, as well as the importance of integrating traditional knowledge of electricity, mechanics, and automation with competencies in data analysis, artificial intelligence, and smart technologies to develop more efficient, resilient, and competitive electromechanical systems.

Keywords: electromechanical engineering, digital transformation, intelligent monitoring, Industrial Internet of Things, artificial intelligence, energy efficiency.

1.1. Introducción

La ingeniería electromecánica ha experimentado una transformación significativa durante las últimas décadas como resultado de la incorporación de tecnologías digitales en los procesos de diseño, operación, supervisión y mantenimiento de sistemas industriales y energéticos. Tradicionalmente, esta disciplina se centraba en el estudio y aplicación de máquinas eléctricas, sistemas mecánicos, equipos de conversión de energía y procesos de automatización básica. Sin embargo, el crecimiento de las demandas industriales relacionadas con la eficiencia energética, la sostenibilidad, la competitividad y la confiabilidad operativa ha impulsado la integración de herramientas digitales capaces de ampliar las capacidades de análisis, control y toma de decisiones. La evolución tecnológica de la industria ha estado estrechamente vinculada con la búsqueda de procesos más eficientes y flexibles. Desde los sistemas electromecánicos convencionales basados en instrumentación analógica y operación manual, hasta los actuales entornos digitalizados e interconectados, cada etapa de desarrollo ha incorporado nuevas tecnologías orientadas a mejorar la productividad y optimizar el aprovechamiento de los recursos disponibles. En este contexto, la denominada Cuarta Revolución Industrial o Industria 4.0 ha consolidado un nuevo paradigma caracterizado por la convergencia entre sistemas físicos, tecnologías de comunicación, procesamiento de datos y herramientas inteligentes de supervisión y control (Schwab, 2016; Lasi et al., 2014).

El desarrollo continuo se ha dado por la confluencia entre la electricidad, la electrónica, la automatización, las tecnologías de la información y las comunicaciones digitales. Tradicionalmente, el diseño, operación y mantenimiento de los sistemas electromecánicos se sustentaban en instrumentación analógica, lógica cableada, dispositivos electromecánicos y estrategias de mantenimiento preventivo que, aunque permitieron importantes avances en productividad y automatización industrial, presentaban limitaciones para gestionar procesos cada vez más complejos, dinámicos e interconectados. El incremento de la demanda energética, la necesidad de desarrollar la eficiencia operativa y la disponibilidad de información en tiempo real impulsaron la indentificación de nuevos enfoques capaces de mejorar la supervisión, el control y la toma de decisiones dentro de los sistemas industriales (Kagermann et al., 2013; Lasi et al., 2014; Schwab, 2016).

En este contexto surgió la transformación digital como un nuevo paradigma orientado a integrar tecnologías que permiten conectar el mundo físico con los entornos digitales mediante la adquisición, transmisión, procesamiento y análisis continuo de información. A diferencia de la automatización convencional, se incorporan capacidades de comunicación, interoperabilidad y análisis inteligente

que permiten supervisar el comportamiento de los sistemas, anticipar las fallas y optimizar los procesos de manera continua. La integración de sensores inteligentes, redes de comunicación, plataformas de adquisición de datos, Internet Industrial de las Cosas (IIoT), computación en la nube y sistemas ciberfísicos ha permitido desarrollar arquitecturas capaces de generar información útil para apoyar la toma de decisiones en tiempo real (Al-Fuqaha et al., 2015; Lee et al., 2015; Shi et al., 2016).

En la ingeniería electromecánica, este cambio es aún más significativo que la incorporación de nuevas herramientas tecnológicas. La transformación digital implica un nuevo modelo de concepción de los sistemas industriales, donde los activos físicos dejan de operar de manera aislada para integrarse con plataformas digitales capaces de supervisar continuamente variables eléctricas, mecánicas, térmicas y ambientales. La información generada por motores eléctricos, sistemas de bombeo, líneas de producción, instalaciones de climatización y redes eléctricas puede capturarse mediante sensores, transmitirse a través de redes industriales y analizarse mediante modelos computacionales para identificar patrones de comportamiento, detectar anomalías y apoyar estrategias de mantenimiento predictivo y optimización energética.

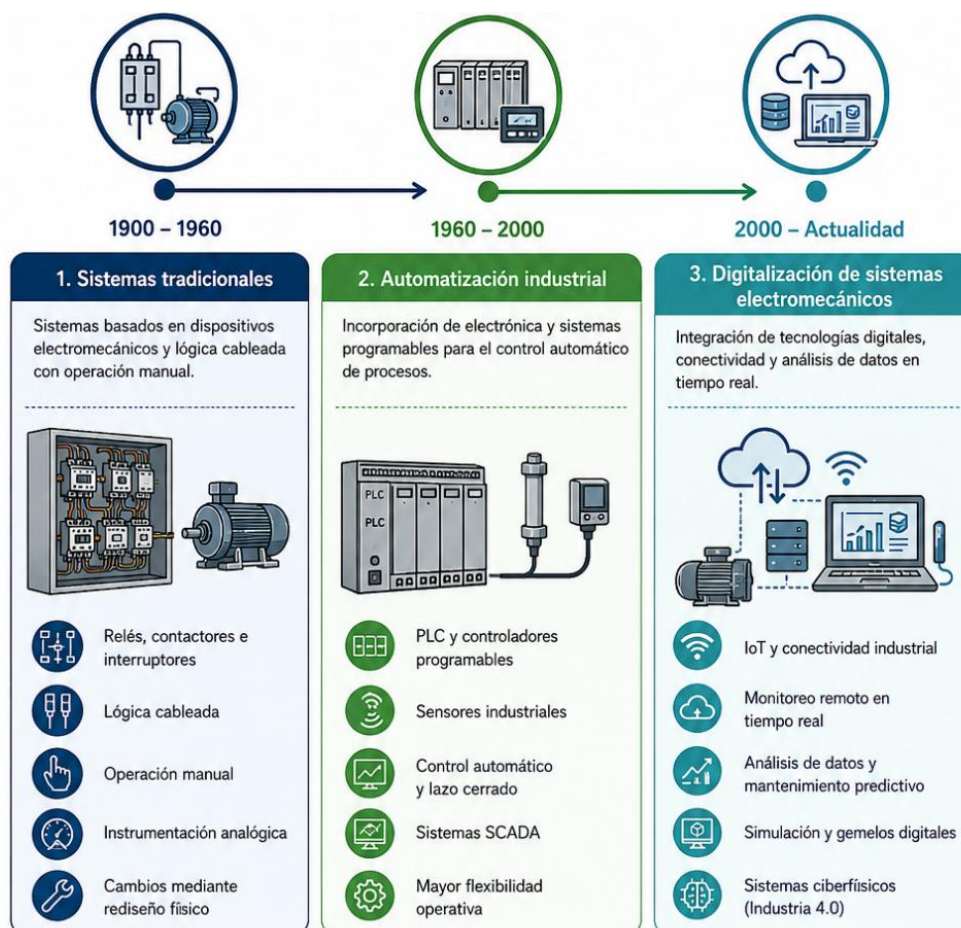
No obstante, uno de los errores frecuentes reside en considerar que esta evolución depende únicamente de la incorporación de tecnologías individuales. La instalación de sensores, el uso de plataformas IoT o la implementación de algoritmos de inteligencia artificial, por sí solos, no garantizan mejoras significativas en el desempeño de los sistemas electromecánicos. El verdadero valor de la transformación digital radica en la integración coordinada de tecnologías complementarias, donde la información obtenida del entorno físico alimenta plataformas de comunicación, herramientas de simulación, modelos de gemelos digitales y algoritmos de inteligencia artificial cuya capacidad permite convertir los datos en conocimiento para apoyar decisiones técnicas y operativas (Al-Fuqaha et al., 2015; Tao et al., 2019; Xu et al., 2023).

La figura 1.1 sintetiza esta evolución tecnológica desde los sistemas tradicionales hasta los ecosistemas digitales actuales. No solo se representa una secuencia cronológica de avances, muestra la transición desde esquemas de operación local basados en lógica cableada hacia arquitecturas inteligentes caracterizadas por la integración de sensores, plataformas programables, conectividad industrial, análisis de datos y modelos digitales. Esta evolución no implica la sustitución de las tecnologías desarrolladas en etapas anteriores, sino su incorporación dentro de sistemas cada vez más conectados, adaptativos e inteligentes, estableciendo las bases para la adopción de tecnologías emergentes

asociadas con la Industria 4.0 y la Industria 5.0 (Xu et al., 2023; Zhou et al., 2024). Los sistemas electromecánicos han pasado por un proceso evolutivo desde esquemas tradicionales hasta esquemas digitales, figura 1.1.

Figura 1.1

Evolución de los sistemas electromecánicos desde los esquemas tradicionales hasta los ecosistemas digitales inteligentes en el contexto de la transformación digital.



Nota. La figura sintetiza la evolución tecnológica de la ingeniería electromecánica desde los sistemas basados en lógica cableada y operación manual hasta arquitecturas digitales caracterizadas por la integración de sensores inteligentes, controladores programables, Internet Industrial de las Cosas (IIoT), análisis de datos, simulación, gemelos digitales y sistemas ciberfísicos. Elaboración propia con base en Kagermann et al. (2013), Lasi et al. (2014), Schwab (2016), Tao et al. (2019), Xu et al. (2023) y Zhou et al. (2024).

La Figura 1.1 demuestra que la evolución de la ingeniería electromecánica no puede entenderse exclusivamente como una sucesión de avances tecnológicos, sino como un cambio progresivo en la manera de diseñar, supervisar y optimizar los

sistemas industriales. Durante la primera etapa, los sistemas tradicionales se caracterizaban por el empleo de dispositivos electromecánicos, lógica cableada e instrumentación analógica, donde la gran parte de las decisiones dependía de la intervención directa del operador. Aunque estas soluciones permitieron el desarrollo de numerosos procesos industriales, presentaban limitaciones importantes en términos de flexibilidad, capacidad de supervisión y adaptación frente a cambios en las condiciones de operación.

La incorporación de controladores lógicos programables (PLC), sensores industriales y sistemas SCADA marcó el inicio de una segunda etapa caracterizada por la automatización industrial. En este periodo, los sistemas adquirieron mayores capacidades para ejecutar estrategias de control automático, incrementar la repetibilidad de los procesos y mejorar la eficiencia operativa. Sin embargo, la información generada permanecía, en gran medida, confinada a los propios sistemas de automatización y con capacidades limitadas para su integración con otras plataformas digitales.

La incorporación de tecnologías en la actual etapa representa un cambio de paradigma porque son capaces de conectar el mundo físico con plataformas digitales mediante arquitecturas basadas en sensores inteligentes, Internet Industrial de las Cosas (IIoT), análisis de datos, simulación y gemelos digitales. En este escenario, la información deja de utilizarse únicamente para supervisar procesos y se convierte en un recurso estratégico para desarrollar modelos predictivos, optimizar el consumo energético, fortalecer el mantenimiento basado en condición y apoyar la toma de decisiones mediante herramientas de inteligencia artificial. En consecuencia, la transformación digital debe entenderse como un proceso de integración tecnológica donde cada etapa evolutiva amplía las capacidades de la anterior y establece las bases para el desarrollo de sistemas electromecánicos cada vez más inteligentes, adaptativos y sostenibles.

Bajo esta perspectiva, el presente capítulo tiene como propósito analizar los fundamentos de la transformación digital aplicada a la ingeniería electromecánica y explicar la evolución de los sistemas tradicionales hacia ecosistemas digitales inteligentes. Para ello, se examinan los conceptos relacionados con la digitalización industrial, las tecnologías habilitadoras de la Industria 4.0, el monitoreo inteligente, la eficiencia energética y las principales tendencias que están redefiniendo el desarrollo de los sistemas electromecánicos. Asimismo, se establece el marco conceptual que articula el contenido del libro y sirve como base para comprender los capítulos posteriores dedicados a la simulación, la programación, el Internet de las Cosas y la inteligencia artificial, destacando que el verdadero potencial de estas tecnologías surge de su integración dentro de un ecosistema digital orientado a

optimizar la operación, la confiabilidad y la sostenibilidad de los sistemas electromecánicos.

1.2. Desarrollo

1.2.1 Evolución tecnológica de la ingeniería electromecánica

La evolución de la ingeniería electromecánica es el resultado de un proceso continuo de innovación tecnológica impulsado por la necesidad de mejorar la generación, conversión, control y utilización de la energía en los sistemas industriales. Desde finales del siglo XIX, esta disciplina ha integrado conocimientos provenientes de la ingeniería eléctrica, la ingeniería mecánica, la electrónica, la automatización y, más recientemente, las tecnologías digitales, ampliando progresivamente sus capacidades para diseñar sistemas más eficientes, seguros y confiables. Lejos de representar una simple sucesión cronológica de avances tecnológicos, este perfeccionamiento refleja la adaptación de la ingeniería electromecánica a las crecientes exigencias de productividad, eficiencia energética, sostenibilidad y competitividad industrial.

A medida que los procesos industriales incrementaron su complejidad, también aumentó la necesidad de disponer de sistemas capaces de supervisar variables de operación, responder dinámicamente a cambios en las condiciones de trabajo y optimizar el uso de los recursos disponibles. En consecuencia, la disciplina se desarrolló desde esquemas fundamentados en dispositivos electromecánicos convencionales hacia arquitecturas automatizadas e interconectadas que integran sensores inteligentes, redes de comunicación, plataformas de adquisición de datos, herramientas de simulación y algoritmos de inteligencia artificial. Esta transición permitió que la información dejara de emplearse únicamente para el control operativo y se convirtiera en un recurso estratégico para apoyar la toma de decisiones basada en datos. Es importante señalar que este proceso de cambio no implicó la sustitución inmediata de las tecnologías desarrolladas en etapas anteriores. En la práctica, los sistemas industriales actuales suelen combinar equipos convencionales, dispositivos electrónicos, controladores programables y plataformas digitales dentro de una misma infraestructura tecnológica. Esta integración progresiva ha permitido aprovechar las fortalezas de cada generación tecnológica, incrementando la flexibilidad, la confiabilidad y la eficiencia de los procesos industriales.

Con base en esta evolución pueden distinguirse tres grandes etapas que marcaron el desarrollo de la ingeniería electromecánica moderna: los sistemas tradicionales, la automatización industrial y la transformación digital. Cada una de

estas etapas respondió a necesidades específicas de su contexto tecnológico y, al mismo tiempo, generó nuevas oportunidades y desafíos que impulsaron la aparición de la siguiente generación de tecnologías. Comprender este proceso es fundamental para analizar el papel que desempeñan el Internet Industrial de las Cosas (IIoT), la simulación, los gemelos digitales y la inteligencia artificial dentro de la transformación digital de los sistemas electromecánicos. El cambio tecnológico refleja un mejoramiento en el control, la supervisión y la gestión de los procesos industriales. Cada etapa amplió las capacidades desarrolladas en la anterior, permitiendo mayores niveles de automatización, conectividad e inteligencia operativa. La tabla 1.1 resume las principales características tecnológicas y operativas que distinguen los sistemas tradicionales, la automatización industrial y la digitalización de los sistemas electromecánicos.

Tabla 1.1.

Comparación de las etapas evolutivas de la ingeniería electromecánica

Aspecto	Sistemas tradicionales	Automatización industrial	Digitalización industrial
Periodo predominante	1900–1960	1960–2000	2000–Actualidad
Tecnologías predominantes	Relés, contactores e instrumentación analógica	PLC, sensores, HMI y SCADA	IIoT, computación en la nube, edge computing, IA y gemelos digitales
Estrategia de control	Manual y lógica cableada	Control programable	Control inteligente basado en datos
Disponibilidad de información	Local	Local y en tiempo real	Distribuida, remota y en tiempo real
Mantenimiento predominante	Correctivo	Preventivo	Predictivo y basado en condición
Interoperabilidad	Muy limitada	Parcial	Alta
Flexibilidad operativa	Baja	Media	Alta
Objetivo principal	Operación	Automatización	Optimización y toma de decisiones

Como se observa en la tabla 1.1, la evolución de la ingeniería electromecánica ha estado marcada por un incremento progresivo en la capacidad de supervisión, automatización y aprovechamiento de la información. Mientras que los sistemas tradicionales se enfocaban principalmente en garantizar la operación de los equipos mediante lógica cableada y supervisión local, la automatización industrial incorporó controladores programables, sensores y sistemas SCADA que incrementaron la flexibilidad y la productividad de los procesos. Posteriormente, la digitalización industrial amplió estas capacidades mediante la integración de plataformas de comunicación, Internet Industrial de las Cosas (IIoT), computación en la nube, análisis de datos e inteligencia artificial, permitiendo transformar la información operativa en un recurso estratégico para la toma de decisiones.

Asimismo, la comparación evidencia un progreso en las estrategias de mantenimiento y gestión de activos. Las actividades correctivas predominantes en los sistemas tradicionales evolucionaron hacia programas preventivos durante la automatización industrial y, posteriormente, hacia esquemas predictivos basados en condición gracias al monitoreo continuo de variables operativas y al análisis inteligente de datos. Esta transformación ha contribuido significativamente a incrementar la confiabilidad, la disponibilidad, la eficiencia energética y la sostenibilidad de los sistemas electromecánicos.

En conjunto, la tabla 1.1 sintetiza el cambio de paradigma que ha experimentado la ingeniería electromecánica durante las últimas décadas. Más que una secuencia cronológica de tecnologías, representa la evolución hacia sistemas cada vez más conectados, adaptativos e inteligentes, donde la integración entre automatización, comunicación, análisis de datos e inteligencia artificial constituye el fundamento de la transformación digital que se desarrolla en las secciones siguientes.

1.2.1.1 Sistemas tradicionales

Las bases de la ingeniería electromecánica moderna se establecieron durante el proceso de electrificación industrial desarrollado entre finales del siglo XIX y gran parte del siglo XX. En este periodo, los principales esfuerzos tecnológicos estuvieron orientados al desarrollo de sistemas de generación, transmisión y utilización de la energía eléctrica, así como al diseño de motores, generadores, transformadores y mecanismos de transmisión de potencia capaces de satisfacer las crecientes necesidades de la industria. Los sistemas de control empleados durante esta etapa se sustentaban principalmente en relevadores electromecánicos, contactores, temporizadores e instrumentación analógica. Su funcionamiento dependía de circuitos cableados diseñados para ejecutar secuencias específicas de operación, lo que permitía automatizar tareas repetitivas con un nivel aceptable de confiabilidad para la época. Estas soluciones constituyeron la base de numerosos procesos industriales relacionados con manufactura, transporte, generación eléctrica, sistemas hidráulicos y climatización.

Desde el punto de vista operativo, estos sistemas presentaban una arquitectura predominantemente local, donde la supervisión dependía de la observación directa de indicadores físicos y de la experiencia del personal encargado de la operación y el mantenimiento. La información disponible era limitada y generalmente se restringía a variables individuales obtenidas mediante instrumentos instalados en campo, dificultando el análisis integral del comportamiento de los procesos. A pesar de sus limitaciones, los sistemas

tradicionales representaron un avance fundamental para el desarrollo industrial al proporcionar soluciones robustas, confiables y relativamente sencillas de mantener. Muchas de estas tecnologías continúan utilizándose actualmente debido a su alta confiabilidad y bajo costo de implementación, especialmente en aplicaciones donde no se requiere un elevado nivel de automatización.

No obstante, conforme aumentó la complejidad de los procesos industriales comenzaron a evidenciarse diversas limitaciones. La dependencia de lógica cableada dificultaba la modificación de las estrategias de control, mientras que la ausencia de mecanismos de comunicación impedía integrar información procedente de diferentes equipos. Asimismo, la detección de fallas dependía principalmente de inspecciones periódicas y de la experiencia del operador, lo que incrementaba los tiempos de respuesta y favorecía estrategias de mantenimiento correctivo o preventivo. Estas limitaciones impulsaron el desarrollo de sistemas programables capaces de proporcionar mayor flexibilidad, capacidad de supervisión y adaptabilidad frente a los nuevos requerimientos industriales.

1.2.1.2 Automatización industrial

La automatización industrial representó un punto de inflexión en la evolución de la ingeniería electromecánica al sustituir progresivamente los sistemas basados en lógica cableada por arquitecturas programables capaces de controlar procesos con mayor precisión, flexibilidad y confiabilidad. Este cambio respondió a la necesidad de incrementar la productividad, reducir errores asociados a la operación manual y mejorar la capacidad de adaptación de los sistemas industriales frente a procesos cada vez más complejos y dinámicos. La incorporación de dispositivos electrónicos de control permitió modificar estrategias de operación mediante programación, disminuyendo significativamente los tiempos requeridos para realizar ajustes, ampliaciones o cambios en las líneas de producción.

Uno de los avances más significativos de esta etapa fue la introducción del Controlador Lógico Programable (Programmable Logic Controller, PLC), desarrollado inicialmente para reemplazar los complejos sistemas de relevadores utilizados en la industria manufacturera. Los PLC ofrecieron una solución más flexible y robusta al permitir implementar secuencias lógicas, temporizadores, contadores y algoritmos de control mediante software, reduciendo la complejidad del cableado y facilitando las labores de mantenimiento y diagnóstico. Con el paso del tiempo, estos dispositivos evolucionaron hasta incorporar funciones de comunicación industrial, procesamiento distribuido e integración con sistemas de supervisión, consolidándose como uno de los elementos fundamentales de la automatización moderna. Paralelamente, el desarrollo de sensores electrónicos y

actuadores inteligentes amplió considerablemente las capacidades de monitoreo y control de los sistemas electromecánicos. Variables como temperatura, presión, caudal, nivel, vibración, corriente, voltaje y velocidad comenzaron a medirse con mayor precisión y frecuencia, permitiendo implementar estrategias de control automático que mejoraron la estabilidad de los procesos y redujeron la variabilidad de la producción. Esta disponibilidad creciente de información favoreció el desarrollo de sistemas capaces de responder en tiempo real a las condiciones de operación, incrementando la eficiencia y la seguridad industrial.

La necesidad de supervisar procesos cada vez más extensos impulsó el desarrollo de los sistemas SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition), los cuales integraron funciones de adquisición de datos, monitoreo remoto, registro histórico de variables y control centralizado. Estas plataformas permitieron visualizar el estado de los procesos mediante interfaces gráficas, generar alarmas, almacenar información operativa y facilitar la toma de decisiones por parte de los operadores. Asimismo, la incorporación de redes de comunicación industrial, como Modbus, PROFIBUS, DeviceNet, CAN Bus y posteriormente Ethernet Industrial, hizo posible la interconexión de equipos pertenecientes a diferentes fabricantes, favoreciendo una mayor integración de los sistemas de automatización. Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, la automatización industrial transformó profundamente la operación de motores eléctricos, sistemas de bombeo, compresores, líneas de manufactura, instalaciones de climatización, sistemas hidráulicos y procesos energéticos. La posibilidad de controlar automáticamente variables de operación permitió optimizar el consumo de energía, mejorar la calidad de los productos, reducir tiempos de inactividad y aumentar la confiabilidad de los equipos. Además, el acceso continuo a información operativa facilitó el desarrollo de estrategias de mantenimiento preventivo basadas en indicadores de desempeño, disminuyendo la frecuencia de fallas inesperadas y prolongando la vida útil de los activos industriales.

Sin embargo, aunque la automatización industrial representó un avance significativo respecto a los sistemas tradicionales, todavía presentaba limitaciones importantes. La mayor parte de la información permanecía confinada a los propios sistemas de control y supervisión, dificultando su integración con plataformas externas de análisis, gestión empresarial o monitoreo remoto. De igual forma, la interoperabilidad entre dispositivos de diferentes fabricantes era limitada y el creciente volumen de datos generados por sensores y controladores superaba las capacidades de procesamiento disponibles en las arquitecturas convencionales. Como consecuencia, la automatización permitió controlar los procesos de manera eficiente, pero no aprovechaba plenamente el potencial de los datos para generar conocimiento y apoyar decisiones estratégicas. Estas limitaciones impulsaron la

incorporación de nuevas tecnologías orientadas a conectar los sistemas físicos con plataformas digitales capaces de almacenar, procesar y analizar grandes volúmenes de información. La integración del Internet Industrial de las Cosas (IIoT), la computación en la nube, el análisis avanzado de datos, los gemelos digitales y la inteligencia artificial dio origen a una nueva etapa en la evolución de la ingeniería electromecánica: la transformación digital, en la cual los datos dejan de ser únicamente un mecanismo de supervisión para convertirse en un recurso estratégico que permite optimizar procesos, anticipar fallas y mejorar continuamente el desempeño de los sistemas industriales.

1.2.1.3 Evolución hacia la digitalización industrial

La evolución de la automatización industrial condujo de manera natural al desarrollo de la digitalización, impulsada por la creciente necesidad de integrar información procedente de múltiples sistemas y convertirla en conocimiento útil para optimizar la operación industrial. Mientras que la automatización permitió controlar procesos con mayor precisión y reducir la intervención humana en tareas repetitivas, la digitalización amplió significativamente estas capacidades al incorporar tecnologías que facilitan la adquisición, transmisión, almacenamiento y análisis de grandes volúmenes de datos generados durante la operación de los sistemas electromecánicos. Este cambio marcó el inicio de una nueva etapa caracterizada por la convergencia entre la ingeniería tradicional y las tecnologías digitales, estableciendo las bases para la denominada Industria 4.0 (Kagermann et al., 2013; Lasi et al., 2014).

A diferencia de la automatización convencional, cuyo objetivo principal consiste en controlar equipos y procesos de forma eficiente, la digitalización industrial busca crear sistemas capaces de generar información en tiempo real, compartirla entre diferentes plataformas y utilizarla para apoyar decisiones técnicas y estratégicas. En este contexto, los datos dejan de ser únicamente registros históricos del funcionamiento de una máquina para convertirse en un recurso estratégico que permite comprender el comportamiento de los procesos, identificar oportunidades de mejora y anticipar posibles condiciones de falla. Esta capacidad ha transformado la forma en que se diseñan, operan y mantienen los sistemas electromecánicos modernos.

Uno de los pilares fundamentales de esta transformación es el Internet Industrial de las Cosas (Industrial Internet of Things, IIoT), el cual extiende los principios del Internet de las Cosas al ámbito industrial mediante la interconexión de sensores, actuadores, controladores y equipos de producción a través de redes de comunicación seguras y confiables. Gracias a esta infraestructura es posible

supervisar continuamente variables eléctricas, mecánicas, térmicas y ambientales desde plataformas locales o remotas, facilitando el intercambio de información entre dispositivos y sistemas de gestión. La interoperabilidad promovida por el IIoT constituye uno de los elementos esenciales para el desarrollo de sistemas industriales inteligentes capaces de operar de manera coordinada (Al-Fuqaha et al., 2015). El incremento en la disponibilidad de información también impulsó el desarrollo de plataformas de análisis de datos y herramientas de computación en la nube y en el borde de la red (edge computing). Estas tecnologías permiten procesar información proveniente de múltiples fuentes, identificar patrones de comportamiento y generar indicadores útiles para optimizar el desempeño de equipos e instalaciones. Dependiendo de los requerimientos de la aplicación, el procesamiento puede realizarse en servidores remotos con gran capacidad de cómputo o directamente en dispositivos cercanos al proceso industrial, reduciendo la latencia y favoreciendo respuestas en tiempo real. Esta combinación de arquitecturas distribuidas ha incrementado la flexibilidad y escalabilidad de los sistemas digitales modernos (Shi et al., 2016).

Paralelamente, el desarrollo de los gemelos digitales (Digital Twins) introdujo una nueva forma de representar y analizar sistemas electromecánicos. Un gemelo digital consiste en un modelo virtual que reproduce el comportamiento de un activo físico utilizando información obtenida mediante sensores y plataformas de adquisición de datos. Esta representación dinámica permite evaluar diferentes escenarios operativos, simular condiciones de funcionamiento, analizar estrategias de mantenimiento y optimizar el desempeño de equipos antes de implementar modificaciones en la infraestructura real. La integración entre simulación, monitoreo en tiempo real y análisis predictivo convierte a los gemelos digitales en una de las tecnologías más representativas de la transformación digital industrial (Tao et al., 2019). La disponibilidad de grandes volúmenes de datos abrió igualmente el camino para la incorporación de técnicas de inteligencia artificial (IA) y aprendizaje automático (*Machine Learning*), capaces de identificar patrones complejos que difícilmente podrían detectarse mediante métodos convencionales de análisis. Estas herramientas permiten desarrollar modelos predictivos para estimar fallas, optimizar el consumo energético, detectar anomalías operativas y apoyar la toma de decisiones mediante algoritmos entrenados con información histórica y datos obtenidos en tiempo real. Como consecuencia, la operación industrial evoluciona desde estrategias predominantemente reactivas hacia enfoques predictivos y prescriptivos orientados a mejorar la eficiencia, la confiabilidad y la sostenibilidad de los sistemas electromecánicos.

Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, la digitalización representa mucho más que la incorporación de nuevas tecnologías de información.

Constituye un cambio en la manera de concebir, diseñar y gestionar los sistemas industriales, donde la conectividad, la interoperabilidad y el análisis inteligente de datos se convierten en elementos fundamentales para optimizar procesos y apoyar decisiones de ingeniería. Motores eléctricos, transformadores, sistemas de climatización, redes de distribución eléctrica, plantas de bombeo y líneas de manufactura pueden integrarse actualmente en plataformas digitales que supervisan continuamente su desempeño, facilitando el mantenimiento basado en condición, la gestión energética y la mejora continua de la operación. No obstante, la transformación digital también plantea desafíos importantes relacionados con la ciberseguridad, la interoperabilidad entre dispositivos de distintos fabricantes, la calidad de los datos, la protección de la información y la formación de profesionales capaces de integrar conocimientos de ingeniería, automatización, informática y análisis de datos. Asimismo, la creciente dependencia de plataformas conectadas exige desarrollar arquitecturas robustas que garanticen la disponibilidad, confiabilidad y resiliencia de los sistemas industriales frente a fallas técnicas o amenazas cibernéticas.

En consecuencia, la digitalización industrial debe entenderse como un proceso de integración tecnológica y organizacional que trasciende la simple incorporación de herramientas digitales. Su verdadero potencial radica en la capacidad de transformar datos en conocimiento, conocimiento en decisiones y decisiones en acciones que incrementen la eficiencia, confiabilidad y sostenibilidad de los sistemas electromecánicos. Esta evolución constituye el fundamento de la Industria 4.0 y prepara el camino hacia la Industria 5.0, paradigma que incorpora una visión centrada en las personas, la colaboración entre inteligencia humana y artificial, así como el desarrollo de procesos industriales más resilientes, sostenibles y socialmente responsables (Xu et al., 2023; Zhou et al., 2024).

1.2.2 Digitalización de sistemas electromecánicos

La digitalización de los sistemas electromecánicos constituye un proceso integral mediante el cual los activos físicos incorporan tecnologías de adquisición de datos, comunicación, procesamiento y análisis de información para mejorar su desempeño operativo. A diferencia de la automatización convencional, cuyo objetivo principal consiste en controlar procesos industriales, la digitalización busca integrar información procedente de diferentes fuentes con el propósito de generar conocimiento que apoye la toma de decisiones y la optimización continua de los sistemas.

Desde esta perspectiva, un sistema electromecánico digitalizado puede entenderse como un ecosistema tecnológico donde sensores inteligentes,

dispositivos de adquisición de datos, redes de comunicación industrial, plataformas de Internet Industrial de las Cosas (IIoT), herramientas de computación en la nube y algoritmos de inteligencia artificial trabajan de manera coordinada para supervisar el estado operativo de los equipos y facilitar estrategias avanzadas de mantenimiento, eficiencia energética y optimización de procesos.

1.2.2.1 Integración hardware-software

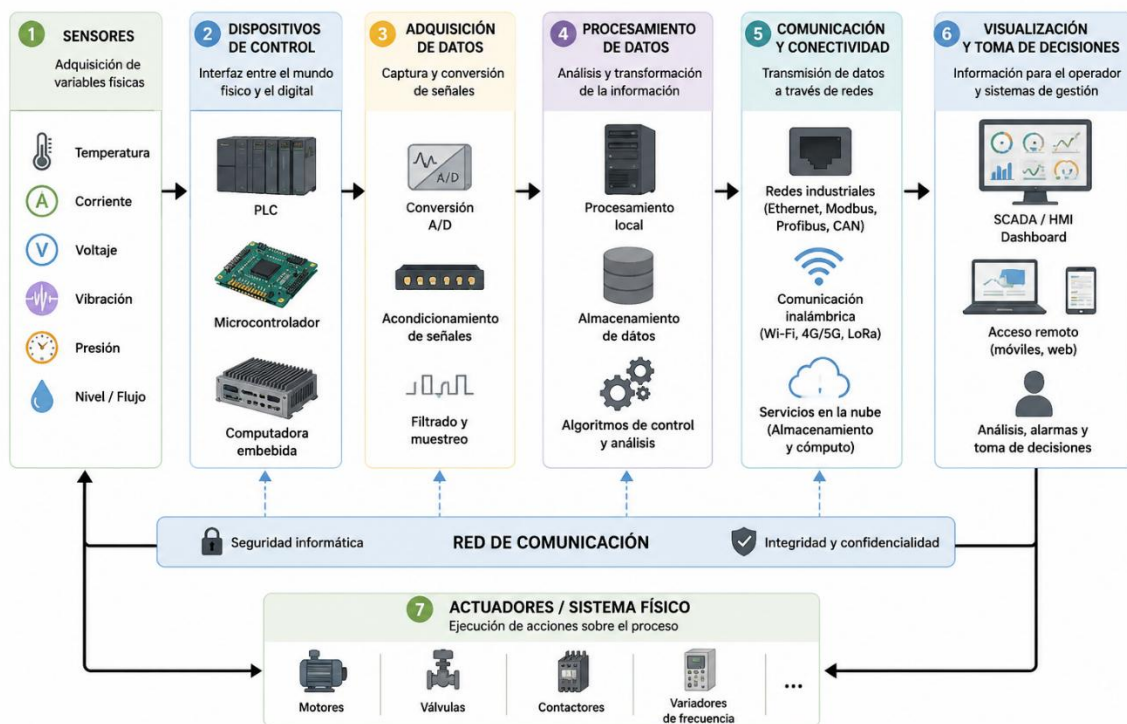
La integración entre hardware y software constituye uno de los elementos fundamentales de la digitalización en los sistemas electromecánicos. Esta convergencia tecnológica permite que los equipos físicos encargados de interactuar con el entorno operen de manera coordinada con plataformas digitales responsables del procesamiento, almacenamiento y análisis de información. Como resultado, los sistemas electromecánicos modernos no solo ejecutan funciones relacionadas con la conversión y control de energía, sino que también incorporan capacidades avanzadas de supervisión, comunicación y toma de decisiones basadas en datos. Desde una perspectiva funcional, el hardware proporciona los medios para medir variables físicas y actuar sobre el proceso mediante sensores, actuadores, dispositivos electrónicos y equipos de control. Por su parte, el software permite procesar la información generada, implementar algoritmos de control, visualizar datos operativos y apoyar la gestión de los sistemas. La interacción entre ambos componentes posibilita el desarrollo de soluciones capaces de adaptarse a diferentes condiciones de operación sin requerir modificaciones físicas significativas en la infraestructura instalada.

La evolución de esta integración ha dado origen a los denominados sistemas ciberfísicos, en los cuales los procesos físicos y digitales interactúan de forma continua mediante el intercambio de información. En estos entornos, las decisiones operativas pueden sustentarse en datos obtenidos en tiempo real, favoreciendo una supervisión más precisa y una respuesta más rápida ante cambios en las condiciones de funcionamiento. Esta capacidad representa uno de los pilares tecnológicos de la Industria 4.0 y de la transformación digital aplicada a los sistemas electromecánicos. En aplicaciones industriales y energéticas, la integración hardware-software permite implementar funciones relacionadas con monitoreo energético, control de velocidad de motores, supervisión ambiental, automatización de procesos y mantenimiento basado en condición. Dispositivos como microcontroladores, PLC, sistemas embebidos y computadoras industriales actúan como intermediarios entre sensores, actuadores y plataformas de supervisión, facilitando la adquisición de datos, el procesamiento de señales y la comunicación entre diferentes niveles de operación.

La integración de los dos componentes puede representarse como un flujo continuo de información que inicia con la medición de variables físicas y culmina con la generación de información útil para la supervisión y toma de decisiones. La figura 1.2 muestra de manera general la interacción entre los principales componentes que participan en este proceso dentro de un sistema electromecánico digitalizado.

Figura 1.2

Integración hardware-software en sistemas electromecánicos digitalizados.



Asimismo, la disponibilidad de información procesada en tiempo real favorece la identificación de condiciones anómalas, la evaluación del desempeño de los equipos y la optimización de parámetros operativos. Estas capacidades permiten mejorar la confiabilidad de los sistemas, reducir tiempos de inactividad y fortalecer las estrategias de eficiencia energética. De acuerdo con Bolton (2015), la integración coordinada de componentes mecánicos, eléctricos, electrónicos y computacionales constituye la base de los sistemas electromecánicos modernos y de las soluciones de automatización utilizadas en la industria contemporánea. En consecuencia, la integración hardware-software puede considerarse el elemento que conecta el mundo físico con el entorno digital, permitiendo que la información

generada por los sistemas electromecánicos se transforme en conocimiento útil para la supervisión, el control y la optimización de los procesos.

Más allá de la integración funcional entre componentes físicos y digitales, la convergencia hardware-software proporciona la flexibilidad necesaria para incorporar nuevas tecnologías sin reemplazar completamente la infraestructura existente. Esta característica facilita la escalabilidad de los sistemas electromecánicos y favorece la adopción gradual de soluciones basadas en Internet Industrial de las Cosas (IIoT), inteligencia artificial y análisis de datos. En consecuencia, la integración hardware-software no solo optimiza la operación de los sistemas actuales, sino que también constituye la plataforma tecnológica sobre la cual se desarrollan las aplicaciones avanzadas de monitoreo, mantenimiento predictivo y gestión inteligente de activos propias de la transformación digital.

1.2.2.2 Sensores y monitoreo de variables

Los sensores constituyen el punto de partida de cualquier sistema electromecánico digitalizado, ya que permiten transformar fenómenos físicos en señales susceptibles de ser procesadas por dispositivos electrónicos y plataformas de supervisión. Su función principal consiste en capturar información relacionada con el estado de operación de equipos y procesos, proporcionando datos fundamentales para el monitoreo, el control y la toma de decisiones. La incorporación de sensores ha modificado significativamente la manera en que se gestionan los sistemas electromecánicos. Mientras que los esquemas tradicionales dependían de inspecciones periódicas y observaciones directas realizadas por operadores, los sistemas modernos permiten la supervisión continua de variables críticas mediante dispositivos capaces de generar información en tiempo real. Esta capacidad favorece la detección temprana de anomalías y mejora la confiabilidad de los procesos industriales y energéticos.

Las variables monitoreadas dependen de las características de cada aplicación. En sistemas electromecánicos es común supervisar parámetros eléctricos, mecánicos y ambientales que permiten evaluar el desempeño de equipos, identificar condiciones anormales de operación y establecer estrategias de optimización. La Tabla 1.2 presenta algunas de las variables más utilizadas y su aplicación dentro de sistemas electromecánicos.

Tabla 1.2.*Variables comúnmente monitoreadas en sistemas electromecánicos*

Variable	Tipo	Sensor común	Aplicación principal
Corriente	Eléctrica	Transformador de corriente (CT)	Monitoreo energético y detección de sobrecargas
Voltaje	Eléctrica	Sensor de voltaje	Calidad de energía y desempeño eléctrico
Potencia	Eléctrica	Analizador de energía	Gestión energética
Factor de potencia	Eléctrica	Analizador de redes	Optimización energética
Temperatura	Mecánica/Térmica	Termopar, PT100, DS18B20	Protección y mantenimiento predictivo
Vibración	Mecánica	Acelerómetro	Diagnóstico de fallas mecánicas
Velocidad	Mecánica	Encoder, sensor Hall	Control de motores
Presión	Proceso	Transductor de presión	Sistemas hidráulicos y neumáticos
Flujo	Proceso	Caudalímetro	Bombeo y distribución de fluidos
Iluminancia	Ambiental	BH1750	Control de iluminación eficiente
Presencia/Ocupación	Ambiental	PIR, visión artificial	Automatización energética

La disponibilidad de información procedente de sensores permite construir indicadores relacionados con eficiencia energética, calidad de energía, condición mecánica y desempeño operativo. Por ejemplo, el monitoreo continuo de corriente y temperatura en motores eléctricos puede revelar sobrecargas, problemas de ventilación o degradación de componentes internos. De forma similar, el análisis de vibraciones permite identificar desalineaciones, desgaste de rodamientos o defectos mecánicos antes de que evolucionen hacia fallas severas. Además de su aplicación en mantenimiento industrial, los sensores desempeñan un papel estratégico en la optimización energética. La información obtenida puede utilizarse para ajustar condiciones de operación, reducir consumos innecesarios y verificar el cumplimiento de parámetros establecidos dentro de programas de gestión energética. En sistemas de iluminación inteligente, en particular, los sensores de presencia y luminosidad permiten adaptar automáticamente los niveles de iluminación de acuerdo con la ocupación de los espacios y la disponibilidad de luz natural.

La utilidad de los sensores no depende únicamente de su capacidad para medir variables físicas, sino también de la calidad, continuidad y oportunidad de la información que generan. En un sistema electromecánico digitalizado, los datos adquiridos constituyen la base para el desarrollo de estrategias de monitoreo en tiempo real, mantenimiento predictivo y optimización energética. Por ello, la selección adecuada de los sensores, así como su correcta instalación, calibración e integración con los sistemas de adquisición de datos, resulta determinante para

garantizar la confiabilidad de la información y la eficacia de las decisiones derivadas de su análisis.

El desarrollo reciente de sensores inteligentes ha ampliado significativamente las capacidades de monitoreo disponibles en la industria. Actualmente, muchos dispositivos incorporan funciones de procesamiento local, autodiagnóstico y comunicación digital, facilitando su integración dentro de arquitecturas basadas en Internet Industrial de las Cosas (IIoT). Como señala Fraden (2016), la evolución de las tecnologías de sensado ha incrementado la precisión, confiabilidad y capacidad de integración de los sistemas modernos, convirtiendo a los sensores en el primer eslabón de la cadena de adquisición de datos que sustenta la supervisión, el análisis y la toma de decisiones dentro de los sistemas electromecánicos digitalizados.

1.2.2.3 Adquisición y procesamiento de datos

La adquisición de datos constituye una de las etapas fundamentales dentro de los sistemas electromecánicos digitalizados, ya que permite transformar las señales generadas por sensores en información útil para la supervisión, el control y la optimización de los procesos. Sin esta capacidad de captura y gestión de información, las estrategias modernas de monitoreo continuo, mantenimiento predictivo y eficiencia energética serían difíciles de implementar. Los sistemas de adquisición de datos (DAQ, por sus siglas en inglés) actúan como una interfaz entre el entorno físico y las plataformas digitales de análisis. Su función consiste en recibir señales procedentes de sensores, acondicionarlas, convertirlas a formato digital y transmitir las hacia dispositivos de procesamiento o almacenamiento. Este proceso permite integrar información proveniente de múltiples variables eléctricas, mecánicas y ambientales dentro de una misma infraestructura tecnológica.

La disponibilidad de información en tiempo real ha transformado la manera en que se supervisan los sistemas electromecánicos. Actualmente, variables como corriente, voltaje, temperatura, vibración o consumo energético pueden registrarse de forma continua, generando bases de datos que reflejan el comportamiento operativo de los equipos a lo largo del tiempo. Estos registros constituyen una fuente valiosa de información para la evaluación del desempeño, la identificación de tendencias y la detección temprana de condiciones anormales. Sin embargo, la adquisición de datos por sí sola no garantiza una mejora en la operación de los sistemas. El verdadero valor de la digitalización surge cuando los datos recopilados son procesados y analizados para generar conocimiento útil. Mediante técnicas de procesamiento es posible filtrar señales, identificar patrones de comportamiento, detectar desviaciones respecto a condiciones normales de operación y generar indicadores que apoyen la toma de decisiones técnicas.

La calidad de los resultados obtenidos durante esta etapa depende no solo de la cantidad de datos disponibles, sino también de su integridad, precisión y consistencia. Por ello, los procesos de adquisición y procesamiento deben garantizar que la información represente adecuadamente las condiciones reales de operación de los equipos. Una gestión adecuada de los datos permite obtener indicadores confiables que respaldan el monitoreo continuo y facilitan la implementación de estrategias de optimización y mantenimiento basadas en evidencia. En aplicaciones industriales, el análisis de datos permite identificar situaciones asociadas con sobrecargas, desequilibrios eléctricos, incrementos anormales de temperatura o degradación mecánica de componentes. Asimismo, la información histórica facilita la comparación de periodos de operación y la evaluación del impacto de acciones de mantenimiento o estrategias de optimización energética implementadas previamente. La creciente disponibilidad de capacidad computacional y herramientas de análisis ha favorecido la incorporación de técnicas avanzadas de procesamiento de datos en sistemas electromecánicos. Actualmente, algoritmos estadísticos, métodos de aprendizaje automático y herramientas de análisis predictivo permiten extraer información relevante a partir de grandes volúmenes de datos generados durante la operación de los equipos. Estas capacidades constituyen la base para el desarrollo de estrategias de mantenimiento predictivo, gestión energética inteligente y sistemas de apoyo a la toma de decisiones.

De acuerdo con Carvalho et al. (2019) y Zhang et al. (2019), el análisis de datos se ha convertido en uno de los principales habilitadores de la transformación digital industrial, al permitir que la información generada por los activos físicos se utilice para anticipar fallas, optimizar recursos y mejorar la confiabilidad de los procesos. En este sentido, la adquisición y procesamiento de datos representan el vínculo entre la medición de variables y la generación de conocimiento aplicado a la gestión de sistemas electromecánicos. La utilidad de los datos procesados depende en gran medida de la capacidad para compartir información entre dispositivos, plataformas de supervisión y sistemas de gestión. Por esta razón, las tecnologías de comunicación y conectividad desempeñan un papel fundamental dentro de las arquitecturas digitales utilizadas en los sistemas electromecánicos modernos, ya que permiten el intercambio oportuno de información entre los diferentes componentes del sistema y hacen posible la supervisión remota, la integración de plataformas digitales y la operación coordinada de los procesos industriales.

1.2.2.4 Conectividad y supervisión remota

La conectividad constituye uno de los elementos diferenciadores de los sistemas electromecánicos digitalizados, ya que permite el intercambio continuo de información entre sensores, dispositivos de control, plataformas de procesamiento y sistemas de supervisión. Gracias a esta capacidad de comunicación, los equipos dejan de operar como unidades aisladas y pasan a formar parte de entornos interconectados capaces de compartir información en tiempo real para apoyar la gestión operativa y la toma de decisiones. El desarrollo de tecnologías de comunicación industrial ha favorecido la integración de múltiples dispositivos dentro de una misma infraestructura digital. Protocolos de comunicación cableados e inalámbricos permiten transferir información procedente de sensores, sistemas de adquisición de datos, controladores programables y plataformas de monitoreo hacia centros de supervisión locales o remotos. Como resultado, los responsables de operación y mantenimiento pueden acceder a información actualizada sobre el estado de los equipos sin necesidad de encontrarse físicamente en el lugar donde se desarrolla el proceso.

La conectividad adquiere especial relevancia dentro del Internet Industrial de las Cosas (IIoT), donde dispositivos inteligentes intercambian información de manera continua mediante redes de comunicación industriales y servicios de almacenamiento en la nube. Este enfoque facilita la integración de datos procedentes de diferentes sistemas y favorece el desarrollo de aplicaciones orientadas al monitoreo remoto, la gestión energética y el mantenimiento predictivo. De acuerdo con Al-Fuqaha et al. (2015), el IoT constituye una de las tecnologías habilitadoras más importantes para la digitalización industrial debido a su capacidad para conectar objetos físicos, sistemas de procesamiento y plataformas de análisis dentro de una misma arquitectura tecnológica. La supervisión remota representa una de las aplicaciones más visibles de esta conectividad. Mediante plataformas SCADA, interfaces HMI y sistemas de monitoreo basados en web, es posible visualizar variables de operación en tiempo real, generar alarmas, almacenar registros históricos y evaluar indicadores de desempeño asociados con equipos e instalaciones. Estas capacidades permiten incrementar la visibilidad de los procesos y facilitan la identificación oportuna de condiciones que podrían afectar la confiabilidad o eficiencia de los sistemas. En aplicaciones electromecánicas, la supervisión remota se emplea en sistemas de bombeo, instalaciones eléctricas, procesos industriales automatizados, sistemas de iluminación inteligente y plataformas de monitoreo energético. La posibilidad de acceder a información desde dispositivos móviles o estaciones de trabajo remotas contribuye a reducir tiempos

de respuesta, optimizar recursos y mejorar la gestión de activos distribuidos geográficamente.

Más allá de facilitar el acceso a la información, la conectividad permite consolidar datos procedentes de múltiples fuentes y generar una visión integral del comportamiento de los sistemas. Esta capacidad constituye la base para el desarrollo de aplicaciones avanzadas asociadas con analítica de datos, inteligencia artificial y gemelos digitales, tecnologías que actualmente impulsan la evolución hacia entornos industriales más inteligentes, flexibles y sostenibles. Según Lasi et al. (2014) y Schwab (2016), la conectividad y el intercambio continuo de información representan elementos fundamentales de la Industria 4.0, al permitir la integración entre sistemas físicos y digitales dentro de ecosistemas capaces de adaptarse dinámicamente a las condiciones de operación. En consecuencia, la comunicación entre dispositivos, plataformas de supervisión y herramientas de análisis se ha convertido en un componente estratégico para la transformación digital de la ingeniería electromecánica.

Además de la infraestructura de comunicación, la interoperabilidad entre dispositivos y plataformas resulta indispensable para aprovechar plenamente las ventajas de la conectividad industrial. La utilización de protocolos estandarizados y arquitecturas abiertas facilita el intercambio de información entre equipos de diferentes fabricantes, permitiendo integrar sistemas de supervisión, control y gestión dentro de una misma infraestructura digital. Esta capacidad favorece la escalabilidad de las soluciones y contribuye a una implementación más eficiente de los sistemas electromecánicos digitalizados.

La integración hardware-software, los sistemas de sensado, la adquisición de datos y las tecnologías de conectividad conforman los principales componentes de la digitalización aplicada a los sistemas electromecánicos. La interacción entre estos elementos permite disponer de información continua sobre el estado de operación de los equipos, creando las condiciones necesarias para implementar estrategias avanzadas de supervisión, mantenimiento y optimización energética. En este contexto, el monitoreo adquiere un papel fundamental como herramienta para transformar los datos obtenidos durante la operación en información útil para la gestión de los sistemas. Esta capacidad de supervisión continua constituye uno de los principales beneficios de la digitalización industrial, al proporcionar información oportuna que facilita la toma de decisiones técnicas y la mejora continua de los procesos electromecánicos.

1.2.3 Monitoreo de sistemas electromecánicos

El monitoreo constituye una de las aplicaciones más relevantes de la digitalización en los sistemas electromecánicos modernos. La capacidad de observar continuamente variables asociadas con el desempeño de equipos e instalaciones permite disponer de información objetiva sobre las condiciones reales de operación, favoreciendo la toma de decisiones fundamentadas en datos y reduciendo la dependencia de inspecciones periódicas o evaluaciones subjetivas. La integración de sensores, sistemas de adquisición de datos y plataformas de supervisión ha permitido evolucionar desde esquemas de mantenimiento reactivo hacia estrategias basadas en la condición operativa de los activos. Como resultado, el monitoreo se ha convertido en una herramienta fundamental para mejorar la confiabilidad de los equipos, optimizar recursos de mantenimiento y fortalecer la gestión energética de procesos industriales y energéticos.

Además de proporcionar información sobre el estado operativo de los equipos, el monitoreo continuo permite establecer indicadores de desempeño que facilitan la evaluación de tendencias, la comparación de condiciones de operación y la identificación de oportunidades de mejora. En este sentido, el monitoreo deja de ser una actividad orientada únicamente a la detección de fallas para convertirse en una herramienta estratégica que contribuye a la optimización de los procesos, la eficiencia energética y la gestión integral de los activos electromecánicos.

En la práctica, el monitoreo puede aplicarse a variables eléctricas, mecánicas y ambientales que proporcionan información sobre el comportamiento de motores, sistemas de bombeo, instalaciones eléctricas, sistemas de iluminación y otros equipos electromecánicos. El análisis de estas variables permite identificar desviaciones operativas, detectar fallas incipientes y evaluar el impacto de acciones orientadas a mejorar el desempeño de los sistemas. Las siguientes secciones analizan las principales variables utilizadas en el monitoreo de sistemas electromecánicos, destacando su contribución a la confiabilidad operativa, el mantenimiento industrial y la eficiencia energética, así como su importancia para apoyar la toma de decisiones basada en datos.

1.2.3.1 Monitoreo de variables eléctricas

Las variables eléctricas proporcionan información fundamental para evaluar el desempeño operativo y energético de los sistemas electromecánicos. Su supervisión continua permite verificar las condiciones de alimentación de los equipos, detectar anomalías en la red eléctrica y evaluar el impacto de dichas condiciones sobre la eficiencia y confiabilidad de la operación. Entre las variables

más utilizadas se encuentran el voltaje, la corriente, la frecuencia, la potencia activa, el factor de potencia y los indicadores relacionados con la calidad de la energía eléctrica. El análisis conjunto de estos parámetros permite identificar situaciones asociadas con sobrecargas, desequilibrios de fase, caídas de tensión, bajo factor de potencia o niveles elevados de distorsión armónica.

La detección temprana de estas condiciones resulta especialmente importante en motores eléctricos, transformadores y sistemas industriales automatizados, donde pequeñas desviaciones respecto a los parámetros nominales pueden provocar incrementos en las pérdidas energéticas, reducción de la vida útil de los componentes y disminución de la confiabilidad operativa. De acuerdo con Fraile Mora (2008), las condiciones de suministro eléctrico tienen una influencia directa sobre el rendimiento y la durabilidad de las máquinas eléctricas. Además de su utilidad para la detección de fallas, el monitoreo de variables eléctricas constituye una herramienta esencial para programas de eficiencia energética. La evaluación continua de parámetros como corriente, potencia y factor de potencia permite identificar oportunidades de mejora, optimizar la utilización de los equipos y reducir costos asociados al consumo de energía eléctrica.

1.2.3.2 Monitoreo de variables mecánicas

El monitoreo de variables mecánicas constituye una herramienta fundamental para evaluar la condición operativa de equipos electromecánicos y detectar oportunamente procesos de degradación que puedan comprometer su desempeño. A diferencia de las variables eléctricas, que permiten analizar principalmente las condiciones de alimentación y consumo energético, las variables mecánicas proporcionan información directa sobre el estado físico de componentes sometidos a esfuerzos dinámicos durante la operación. Dentro de las más utilizadas se encuentran la vibración, la velocidad de rotación, el desplazamiento, la aceleración y la temperatura de componentes críticos. Estas permiten evaluar el comportamiento de motores eléctricos, bombas, ventiladores, compresores, reductores de velocidad y otros equipos rotativos ampliamente utilizados en aplicaciones industriales.

El análisis de vibraciones representa una de las técnicas más empleadas para el diagnóstico de maquinaria. Las señales vibratorias contienen información relacionada con desbalanceos, desalineaciones, defectos en rodamientos, problemas de acoplamiento y desgaste de componentes mecánicos. Debido a que muchas fallas generan patrones característicos de vibración antes de manifestarse de forma crítica, esta técnica permite identificar problemas en etapas tempranas y planificar intervenciones de mantenimiento con mayor anticipación. De manera

complementaria, el monitoreo de temperatura permite detectar condiciones asociadas con fricción excesiva, deficiencias en los sistemas de lubricación, sobrecargas mecánicas o problemas de ventilación. Un incremento sostenido de temperatura puede ser un indicador temprano de deterioro, especialmente en motores eléctricos, rodamientos y sistemas de transmisión mecánica.

La supervisión continua de variables mecánicas contribuye significativamente a mejorar la confiabilidad operativa de los sistemas electromecánicos. Mediante el análisis de tendencias es posible identificar cambios graduales en el comportamiento de los equipos, evaluar la evolución de posibles defectos y establecer criterios objetivos para la programación de actividades de mantenimiento. Según Mobley (2002), el monitoreo basado en condición permite reducir intervenciones innecesarias y optimizar la utilización de recursos de mantenimiento al fundamentar las decisiones en el estado real de los activos. El monitoreo mecánico desempeña un papel importante en la reducción de costos operativos. La detección temprana de anomalías disminuye el riesgo de fallas catastróficas, reduce tiempos de inactividad no programados y prolonga la vida útil de los equipos. De acuerdo con Scheffer y Girdhar (2004), la implementación de programas de monitoreo de condición permite incrementar la disponibilidad de los sistemas industriales y mejorar la planificación de actividades de mantenimiento.

En el contexto de la transformación digital, los avances en sensores inteligentes y plataformas de análisis de datos han ampliado las posibilidades del monitoreo mecánico. Actualmente es posible integrar información procedente de múltiples sensores dentro de sistemas digitales capaces de generar alertas automáticas, identificar patrones de degradación y apoyar el desarrollo de estrategias de mantenimiento predictivo basadas en datos históricos y condiciones reales de operación. La información obtenida mediante el monitoreo de variables eléctricas y mecánicas adquiere un valor estratégico cuando se utiliza para anticipar fallas y optimizar las intervenciones de mantenimiento. En este sentido, el mantenimiento basado en condición y las estrategias predictivas representan una evolución natural de los sistemas de monitoreo implementados en los entornos industriales modernos, al permitir que las decisiones de mantenimiento se fundamenten en información objetiva sobre el estado real de los equipos y no únicamente en intervalos de tiempo previamente establecidos.

1.2.3.3 Monitoreo aplicado al mantenimiento industrial

El mantenimiento industrial ha evolucionado significativamente durante las últimas décadas como resultado de la incorporación de tecnologías de monitoreo y análisis de datos. Tradicionalmente, las actividades de mantenimiento se realizaban de manera correctiva, interviniendo los equipos únicamente después de la aparición de una falla. Posteriormente surgieron estrategias preventivas basadas en intervalos de tiempo o condiciones de operación previamente establecidas. Sin embargo, estos enfoques presentan limitaciones relacionadas con intervenciones innecesarias o con la incapacidad de anticipar fallas inesperadas. La disponibilidad de sistemas de monitoreo continuo ha favorecido el desarrollo del mantenimiento basado en condición (Condition-Based Maintenance, CBM), una estrategia que utiliza información obtenida directamente de los equipos para evaluar su estado operativo y determinar el momento más adecuado para realizar intervenciones. Este enfoque permite que las decisiones de mantenimiento se fundamenten en evidencia técnica derivada del comportamiento real de los activos y no únicamente en calendarios predeterminados. La efectividad de este enfoque depende de la disponibilidad de datos confiables y de un monitoreo continuo que refleje con precisión las condiciones reales de operación de los equipos.

Dentro de este contexto, el monitoreo de variables eléctricas y mecánicas proporciona indicadores que permiten identificar procesos de degradación antes de que se conviertan en fallas críticas. Variaciones anormales en temperatura, vibración, corriente o consumo energético pueden revelar problemas asociados con desgaste mecánico, desalineaciones, sobrecargas o deterioro de componentes. La detección temprana de estas condiciones contribuye a reducir riesgos operativos y mejorar la confiabilidad de los sistemas electromecánicos. La evolución de las tecnologías digitales ha impulsado el desarrollo del mantenimiento predictivo, una estrategia que combina monitoreo continuo, almacenamiento histórico de información y análisis avanzado de datos para estimar el comportamiento futuro de los equipos. A diferencia del mantenimiento basado únicamente en la condición actual, el mantenimiento predictivo busca anticipar posibles fallas mediante la identificación de tendencias y patrones de degradación presentes en los datos operativos.

En los últimos años, la incorporación de técnicas de análisis de datos y aprendizaje automático ha ampliado significativamente las capacidades de los sistemas predictivos. Algoritmos capaces de procesar grandes volúmenes de información permiten detectar relaciones complejas entre variables operativas y generar modelos orientados a la predicción de fallas. De acuerdo con Carvalho et al. (2019), los métodos de aprendizaje automático se han convertido en

herramientas relevantes para la implementación de estrategias avanzadas de mantenimiento predictivo en entornos industriales. Zhang et al. (2019) señalan que los enfoques basados en datos permiten mejorar la precisión de los diagnósticos y optimizar la planificación de actividades de mantenimiento, contribuyendo a reducir costos operativos y tiempos de inactividad. Estas capacidades resultan especialmente valiosas en instalaciones donde las interrupciones no programadas pueden generar pérdidas económicas significativas o afectar la continuidad de procesos críticos. Además de los beneficios relacionados con la confiabilidad, el mantenimiento predictivo también contribuye a mejorar la eficiencia energética de los sistemas electromecánicos. Equipos operando bajo condiciones anormales suelen presentar incrementos en el consumo energético y disminuciones en su rendimiento. La identificación temprana de estas situaciones permite implementar acciones correctivas antes de que se produzcan pérdidas importantes de energía o deterioro acelerado de los componentes.

En consecuencia, el monitoreo aplicado al mantenimiento industrial representa una de las aplicaciones más relevantes de la transformación digital en la ingeniería electromecánica. La combinación de sensores, sistemas de adquisición de datos, plataformas de análisis y herramientas predictivas permite evolucionar desde esquemas reactivos de mantenimiento hacia estrategias inteligentes capaces de mejorar simultáneamente la confiabilidad, la disponibilidad y la eficiencia de los sistemas industriales. Asimismo, estas estrategias contribuyen a optimizar la utilización de los recursos de mantenimiento y a reducir el impacto económico asociado con paros no programados y fallas catastróficas.

La evolución de las estrategias de mantenimiento refleja el creciente aprovechamiento de la información generada por los sistemas de monitoreo. La Tabla 1.3 resume las principales características de los enfoques de mantenimiento utilizados en la industria y su relación con la transformación digital de los sistemas electromecánicos.

Tabla 1.3.

Evolución de las estrategias de mantenimiento industrial

Estrategia	Base de decisión	Ventajas	Limitaciones
Correctivo	Ocurrencia de falla	Bajo costo inicial	Altos tiempos de paro
Preventivo	Tiempo o uso programado	Reduce fallas inesperadas	Puede generar intervenciones innecesarias
Basado en condición	Estado real del equipo	Optimiza recursos de mantenimiento	Requiere monitoreo continuo
Predictivo	Análisis de datos y tendencias	Anticipa fallas y optimiza disponibilidad	Mayor complejidad tecnológica

Como puede observarse en la Tabla 1.3, las estrategias más recientes dependen cada vez más de la disponibilidad de información operativa y de la capacidad para analizar datos de manera continua. Esta evolución ha permitido que el mantenimiento deje de ser una actividad reactiva para convertirse en una herramienta estratégica orientada a maximizar la disponibilidad, confiabilidad y eficiencia de los activos industriales. En este contexto, la transformación digital no sustituye las estrategias tradicionales de mantenimiento, sino que incorpora herramientas de monitoreo y análisis que permiten seleccionar la estrategia más adecuada de acuerdo con las condiciones operativas y los objetivos de cada sistema electromecánico.

1.2.3.4 Monitoreo y eficiencia energética

La eficiencia energética constituye uno de los principales objetivos asociados con la implementación de sistemas de monitoreo en entornos industriales y energéticos. El conocimiento detallado de las condiciones de operación de los equipos permite identificar oportunidades de mejora, reducir pérdidas de energía y optimizar la utilización de los recursos disponibles. En este contexto, el monitoreo se convierte en una herramienta estratégica para la gestión energética y la sostenibilidad de los procesos productivos. Tradicionalmente, la evaluación del desempeño energético se realizaba mediante mediciones periódicas o auditorías efectuadas en intervalos determinados. Aunque estos procedimientos continúan siendo relevantes, la incorporación de tecnologías digitales ha permitido evolucionar hacia esquemas de supervisión continua capaces de proporcionar información en tiempo real sobre el comportamiento energético de los sistemas electromecánicos.

El monitoreo permanente de variables como corriente, voltaje, potencia activa, energía consumida, factor de potencia y demanda eléctrica permite evaluar el desempeño de equipos e instalaciones bajo diferentes condiciones de operación. Esta información facilita la identificación de consumos anormales, periodos de baja eficiencia y oportunidades para optimizar parámetros operativos relacionados con la utilización de energía. Los motores eléctricos representan uno de los principales focos de atención dentro de los programas de eficiencia energética, debido a que son responsables de una proporción significativa del consumo eléctrico en los sectores industrial y de servicios. La supervisión de variables eléctricas y mecánicas permite detectar condiciones de operación alejadas de los puntos óptimos de desempeño, tales como sobrecargas, desequilibrios eléctricos, fallas mecánicas o pérdidas asociadas con sistemas de transmisión ineficientes. Según la norma IEC 60034-30-1 (IEC, 2014), la selección y operación adecuada de motores de alta eficiencia constituye una estrategia fundamental para la reducción del consumo energético en aplicaciones industriales.

La información obtenida mediante sistemas de monitoreo también contribuye al desarrollo de programas de gestión energética alineados con los principios establecidos en la norma ISO 50001:2018. Esta norma promueve la utilización sistemática de datos para evaluar el desempeño energético, establecer indicadores de seguimiento y desarrollar procesos de mejora continua orientados a incrementar la eficiencia en el uso de la energía. Además de los equipos industriales convencionales, el monitoreo energético puede aplicarse a sistemas de iluminación, instalaciones de bombeo, sistemas de climatización y procesos automatizados. La supervisión continua permite comparar escenarios operativos, evaluar el impacto de medidas de ahorro energético y verificar el cumplimiento de objetivos relacionados con la sostenibilidad y la reducción de costos operativos.

La información obtenida mediante el monitoreo también permite construir indicadores de desempeño energético que facilitan la evaluación continua de los sistemas y el seguimiento de las acciones de mejora implementadas, lo que constituye una herramienta objetiva para comparar el comportamiento energético de los equipos a lo largo del tiempo y apoyar la toma de decisiones orientadas a incrementar la eficiencia y reducir el consumo de energía.

La digitalización ha ampliado significativamente las posibilidades de análisis energético mediante la incorporación de plataformas de monitoreo remoto, almacenamiento histórico de información y herramientas de análisis de datos. Estas tecnologías facilitan la identificación de patrones de consumo, la generación de indicadores de desempeño energético y la detección automática de desviaciones respecto a condiciones normales de operación. De acuerdo con Thumann y Younger (2023), la disponibilidad de información energética confiable constituye uno de los factores más importantes para el éxito de las auditorías y programas de optimización energética. En consecuencia, los sistemas de monitoreo desempeñan un papel fundamental en la transición hacia modelos de gestión energética basados en datos, donde las decisiones relacionadas con la operación y mantenimiento de los sistemas electromecánicos se sustentan en información objetiva y actualizada. En este sentido, el monitoreo energético no solo contribuye a la reducción del consumo eléctrico, sino que también fortalece la confiabilidad operativa, mejora la sostenibilidad de los procesos y proporciona información estratégica para la toma de decisiones dentro de los entornos industriales modernos. Las aplicaciones del monitoreo energético abarcan diversos sistemas presentes en instalaciones industriales, comerciales y de servicios. La Tabla 1.4 muestra algunos ejemplos de variables monitoreadas y los beneficios energéticos asociados a su supervisión continua.

Tabla 1.4.

Aplicaciones del monitoreo para la eficiencia energética

Sistema electromecánico	Variables monitoreadas	Beneficio energético
Motores eléctricos	Corriente, potencia, temperatura	Identificación de sobrecargas y pérdidas
Sistemas de bombeo	Caudal, presión, potencia	Optimización del punto de operación
Sistemas de iluminación	Iluminancia, ocupación, consumo	Reducción de consumo innecesario
Sistemas HVAC	Temperatura, humedad, potencia	Mejora del confort y ahorro energético
Instalaciones eléctricas	Factor de potencia, demanda, energía	Reducción de penalizaciones y pérdidas

Como se observa en la Tabla 1.4, el monitoreo energético permite adaptar las estrategias de optimización a las características específicas de cada sistema. La selección adecuada de variables e indicadores facilita la identificación de oportunidades de mejora y fortalece los procesos de gestión energética basados en evidencia técnica. Además, la integración de estas variables dentro de plataformas digitales de monitoreo facilita la evaluación continua del desempeño energético y proporciona información confiable para priorizar acciones de ahorro y optimización en función de las condiciones reales de operación.

1.2.4 Herramientas tecnológicas para la transformación digital de sistemas electromecánicos

La transformación digital de los sistemas electromecánicos no depende únicamente de la incorporación de sensores y dispositivos de monitoreo. Su implementación requiere un conjunto de herramientas tecnológicas capaces de adquirir, almacenar, visualizar, analizar y gestionar la información generada durante la operación de equipos e instalaciones. Estas tecnologías permiten convertir los datos obtenidos mediante sistemas de monitoreo en información útil para la supervisión, el mantenimiento y la optimización de procesos. Durante los últimos años, el desarrollo de plataformas digitales ha ampliado significativamente las capacidades de gestión de los sistemas electromecánicos. Herramientas asociadas con supervisión industrial, simulación, comunicación inteligente y procesamiento de información han favorecido la evolución hacia entornos industriales más conectados, flexibles y eficientes.

Más allá de la incorporación individual de cada tecnología, el valor de estas herramientas radica en su capacidad para operar de manera integrada. La comunicación entre sensores, sistemas de adquisición de datos, plataformas de supervisión y aplicaciones de análisis permite construir ecosistemas digitales en los

que la información fluye de forma continua, facilitando la automatización de procesos, el monitoreo remoto y la toma de decisiones basada en datos.

La integración de estas tecnologías constituye uno de los pilares de la Industria 4.0, ya que permite establecer vínculos entre los activos físicos y los sistemas digitales encargados de analizar y gestionar la información. Como resultado, los procesos industriales pueden supervisarse en tiempo real, optimizar su desempeño y apoyar la toma de decisiones mediante enfoques basados en datos. Las siguientes secciones presentan algunas de las herramientas tecnológicas más relevantes utilizadas actualmente en la digitalización y modernización de sistemas electromecánicos.

1.2.4.1 Plataformas SCADA y sistemas HMI

Los sistemas SCADA permiten supervisar y controlar procesos industriales mediante la adquisición de datos provenientes de sensores y dispositivos de campo. Su integración con interfaces HMI facilita la visualización de variables operativas y mejora la capacidad de los operadores para tomar decisiones en tiempo real. De acuerdo con Groover (2020), la evolución de los sistemas de automatización industrial ha estado estrechamente relacionada con la incorporación de tecnologías de control, comunicación y procesamiento de información que permiten una mayor integración entre los procesos físicos y los sistemas digitales. Estas plataformas permiten recopilar información procedente de sensores, dispositivos de adquisición de datos y controladores programables, facilitando la visualización y análisis de variables operativas en tiempo real. La principal función de un sistema SCADA consiste en proporcionar una visión integral del estado de los procesos mediante interfaces gráficas que permiten monitorear variables, generar alarmas, almacenar información histórica y apoyar la toma de decisiones operativas. Esta capacidad resulta especialmente valiosa en instalaciones electromecánicas donde múltiples equipos y subsistemas deben supervisarse de manera simultánea.

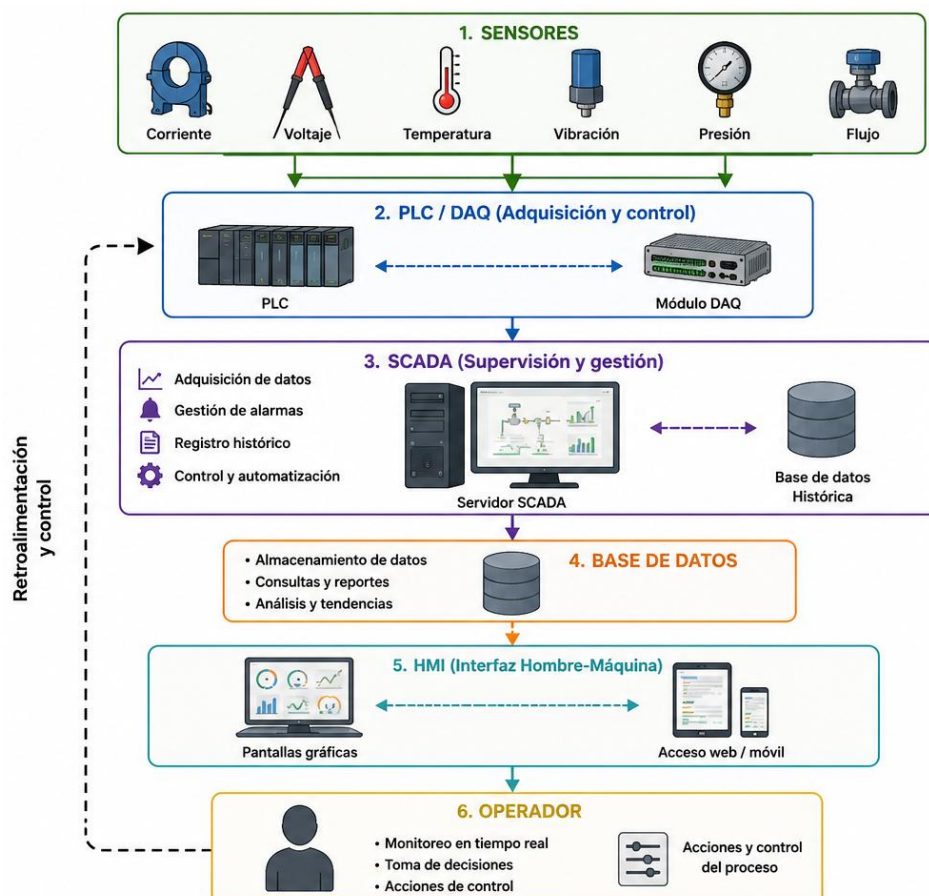
Complementariamente, las interfaces hombre-máquina (Human Machine Interface, HMI) facilitan la interacción entre operadores y sistemas automatizados. Estas herramientas permiten visualizar información relevante, modificar parámetros operativos y responder oportunamente ante eventos que puedan afectar el desempeño de los procesos. La combinación de sistemas SCADA y HMI contribuye a mejorar la eficiencia operativa, incrementar la visibilidad de los procesos y fortalecer las capacidades de supervisión remota. Según Boyer (2010), estas plataformas constituyen uno de los componentes fundamentales de los sistemas modernos de automatización industrial debido a su capacidad para integrar información procedente de diferentes niveles operativos dentro de una misma

infraestructura tecnológica. Esta arquitectura permite que operadores y responsables de mantenimiento dispongan de información actualizada sobre el estado de los procesos, facilitando la detección de anomalías y la toma de decisiones basada en datos.

Además de facilitar la supervisión de los procesos, las plataformas SCADA permiten centralizar información procedente de múltiples equipos y sistemas, favoreciendo una visión integral de la operación. Esta capacidad mejora la coordinación entre las actividades de producción, mantenimiento y gestión energética, al proporcionar información consistente y actualizada para la toma de decisiones en diferentes niveles de la organización. Como se observa en la figura 1.3, la arquitectura de la plataforma SCADA permite que la información fluya desde los sensores instalados en campo hacia dispositivos de adquisición y control, donde posteriormente es procesada y almacenada para su visualización mediante interfaces HMI.

Figura 1.3

Arquitectura general de un sistema SCADA para la supervisión y control de sistemas electromecánicos.



1.2.4.2 Simulación y modelado digital

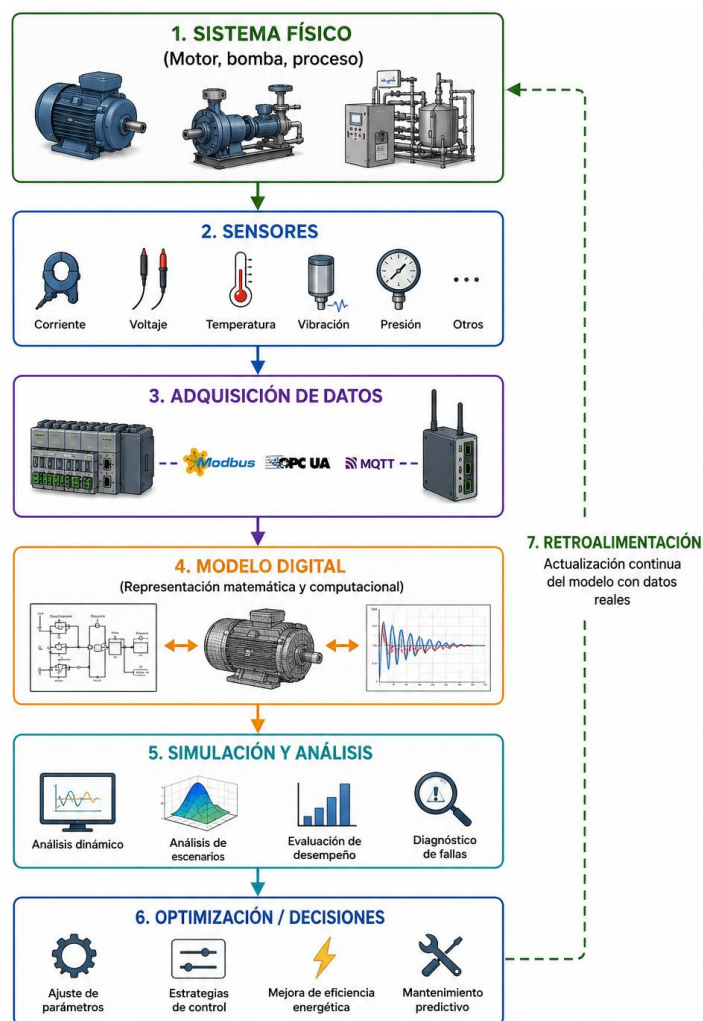
La simulación y el modelado digital constituyen herramientas fundamentales para el análisis, diseño y optimización de sistemas electromecánicos. Estas tecnologías permiten representar el comportamiento de equipos, procesos e instalaciones mediante modelos matemáticos y computacionales capaces de reproducir condiciones de operación reales sin necesidad de intervenir físicamente sobre los sistemas. El uso de modelos digitales facilita la evaluación de diferentes escenarios operativos antes de implementar modificaciones en equipos o procesos. Esta capacidad contribuye a reducir costos de desarrollo, minimizar riesgos técnicos y mejorar la calidad de las decisiones relacionadas con el diseño, operación y mantenimiento de sistemas electromecánicos. En el ámbito de la ingeniería electromecánica, la simulación se aplica en una amplia variedad de áreas, incluyendo el análisis de máquinas eléctricas, sistemas de potencia, electrónica de potencia, mecanismos, procesos térmicos, sistemas hidráulicos y estrategias de control automático. Mediante estas herramientas es posible evaluar el comportamiento dinámico de los sistemas, analizar variables críticas y estudiar el impacto de diferentes condiciones de operación sobre el desempeño general de los equipos. Los avances en capacidad computacional han favorecido el desarrollo de plataformas especializadas capaces de integrar diferentes disciplinas dentro de un mismo entorno de simulación. Herramientas como MATLAB/Simulink, SolidWorks, ANSYS y diversos entornos CAD/CAE permiten combinar modelos mecánicos, eléctricos y de control para analizar sistemas complejos desde una perspectiva multidisciplinaria. Según Attia (2018), la simulación computacional se ha convertido en una herramienta indispensable para la evaluación y validación de sistemas electrónicos y electromecánicos modernos. Además de su aplicación durante la etapa de diseño, los modelos digitales desempeñan un papel relevante en la optimización de procesos industriales. La simulación permite comparar alternativas operativas, evaluar estrategias de control y analizar oportunidades de mejora energética sin afectar la operación normal de los sistemas. Esta capacidad resulta especialmente útil en instalaciones donde las pruebas experimentales pueden representar altos costos o riesgos para la continuidad del servicio.

Además de reducir tiempos y costos durante las etapas de diseño, la simulación facilita la validación de soluciones antes de su implementación en campo. Esto permite identificar posibles limitaciones de operación, evaluar alternativas de mejora y disminuir la necesidad de realizar pruebas experimentales sobre equipos en funcionamiento, contribuyendo a una implementación más segura y eficiente de las soluciones de ingeniería. En los últimos años, la simulación ha evolucionado hacia enfoques más avanzados asociados con la integración de datos

obtenidos en tiempo real. Esta tendencia ha dado origen a conceptos como los gemelos digitales (Digital Twins), donde modelos virtuales interactúan continuamente con sistemas físicos mediante información procedente de sensores y plataformas de monitoreo. Además, de acuerdo con Grieves (2019) y Tao et al. (2019), permiten representar el comportamiento de activos físicos de manera dinámica, facilitando actividades relacionadas con supervisión, diagnóstico, mantenimiento y optimización operativa. La integración entre sistemas físicos y modelos digitales representa uno de los avances más relevantes en la evolución de las herramientas de simulación industrial. La figura 1.4 muestra de manera general el flujo de información que permite mantener sincronizados los activos físicos y sus representaciones digitales dentro de un entorno de supervisión y optimización continua.

Figura 1.4.

Integración entre sistema físico y modelo digital para supervisión y optimización.



Como se observa en la figura 1.4, los datos obtenidos mediante sensores permiten actualizar continuamente el modelo digital del sistema, facilitando la evaluación de escenarios operativos y la generación de estrategias orientadas a mejorar el desempeño de los equipos. Esta interacción bidireccional constituye la base conceptual de los gemelos digitales utilizados actualmente en aplicaciones industriales avanzadas.

La incorporación de simulación y modelado digital dentro de la ingeniería electromecánica fortalece la capacidad para comprender el comportamiento de sistemas complejos y apoyar procesos de toma de decisiones basados en evidencia técnica. En consecuencia, estas herramientas constituyen un componente esencial de la transformación digital industrial y de las estrategias orientadas a incrementar la eficiencia, confiabilidad y sostenibilidad de los sistemas electromecánicos. La incorporación de simulación y modelado digital dentro de la ingeniería electromecánica fortalece la capacidad para comprender el comportamiento de sistemas complejos y apoyar procesos de toma de decisiones basados en evidencia técnica. En consecuencia, estas herramientas constituyen un componente esencial de la transformación digital industrial, ya que permiten integrar el diseño, la supervisión, la optimización y el mantenimiento dentro de un mismo entorno digital, favoreciendo una gestión más eficiente del ciclo de vida de los sistemas electromecánicos.

1.2.4.3 Internet Industrial de las Cosas (IIoT)

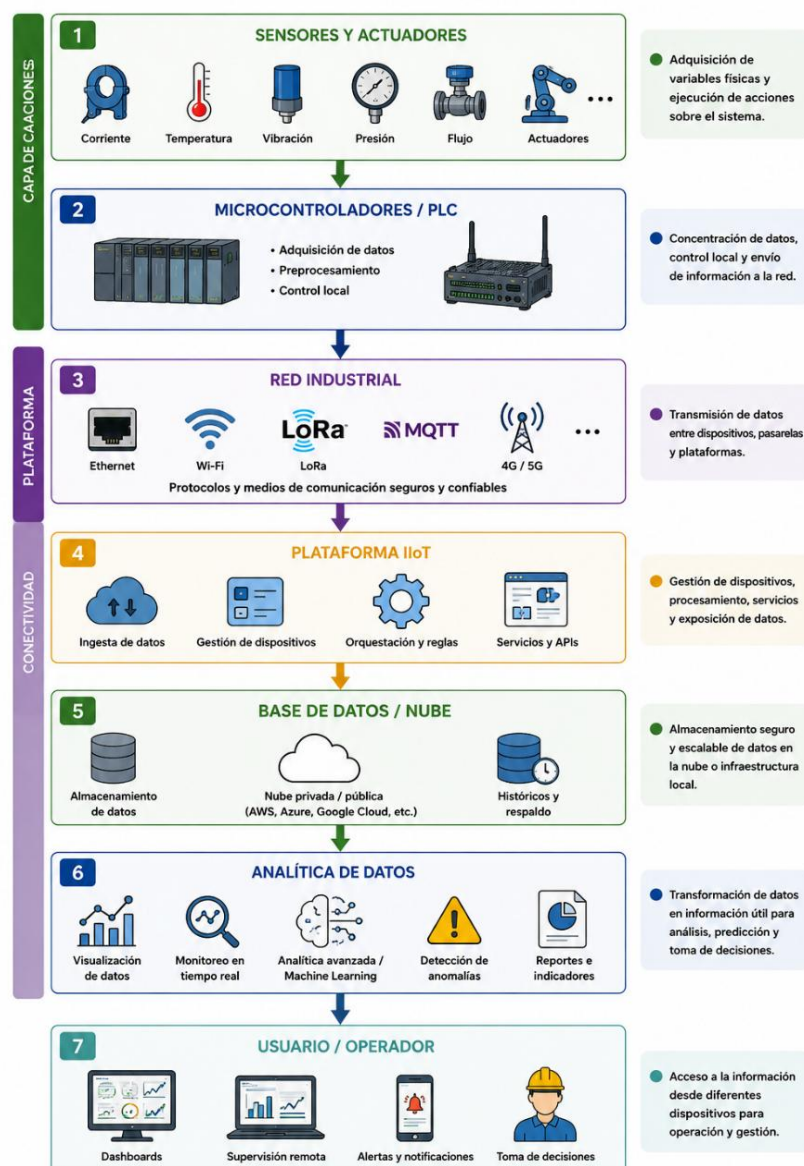
El Internet Industrial de las Cosas (Industrial Internet of Things, IIoT) constituye una de las principales tecnologías habilitadoras de la Industria 4.0 (Al-Fuqaha et al., 2015; Hu et al., 2024), al proporcionar la infraestructura necesaria para conectar sensores, dispositivos de control, equipos industriales y plataformas digitales dentro de un mismo ecosistema tecnológico. Este concepto se basa en la interconexión de sensores, dispositivos de control, equipos industriales y plataformas de procesamiento mediante redes de comunicación capaces de intercambiar información de manera continua. A diferencia de los sistemas tradicionales, donde la información permanecía confinada a equipos o procesos específicos, el IIoT permite integrar datos procedentes de múltiples activos dentro de una misma infraestructura digital. Esta capacidad facilita la supervisión global de instalaciones industriales y favorece la generación de información útil para optimizar la operación, el mantenimiento y la gestión energética.

La arquitectura de un sistema IIoT generalmente comprende dispositivos de adquisición de datos, redes de comunicación, plataformas de almacenamiento y herramientas de análisis capaces de transformar grandes volúmenes de

información en conocimiento aplicable. Los sensores distribuidos en campo capturan variables relacionadas con el estado operativo de los equipos y transmiten esta información hacia plataformas locales o servicios en la nube donde puede ser procesada y analizada. La integración de los diferentes componentes que conforman un sistema IIoT requiere una arquitectura capaz de gestionar la captura, transmisión, almacenamiento y análisis de información. La figura 1.5 muestra una representación general de los principales elementos involucrados en una plataforma IIoT aplicada a sistemas electromecánicos.

Figura 1.5.

Arquitectura general de Internet Industrial de las Cosas aplicada a sistemas electromecánicos



Como se observa en la figura 1.5, el flujo de información inicia con la adquisición de datos en campo y continúa a través de diferentes niveles de comunicación y procesamiento hasta llegar a plataformas capaces de generar indicadores y apoyar la toma de decisiones. Esta arquitectura permite integrar activos físicos y sistemas digitales dentro de un mismo ecosistema tecnológico. Una de las principales ventajas del IIoT consiste en la capacidad para obtener visibilidad en tiempo real sobre el comportamiento de los sistemas electromecánicos. Esta característica permite detectar anomalías operativas, supervisar indicadores de desempeño, optimizar consumos energéticos y mejorar la planificación de actividades de mantenimiento. Asimismo, la integración de múltiples fuentes de información facilita la identificación de relaciones entre variables que tradicionalmente eran analizadas de manera independiente.

La capacidad del IIoT para integrar información procedente de diferentes equipos permite disponer de una visión global del comportamiento de los sistemas electromecánicos. Esta integración facilita la correlación entre variables eléctricas, mecánicas y ambientales, proporcionando un contexto más completo para el diagnóstico de fallas, la optimización de procesos y la toma de decisiones basada en datos. En aplicaciones electromecánicas, el IIoT se emplea en monitoreo de motores eléctricos, sistemas de bombeo, redes de distribución de energía, instalaciones de iluminación inteligente, procesos de manufactura automatizada y sistemas de gestión energética. La información obtenida permite desarrollar estrategias orientadas a incrementar la eficiencia operativa, reducir costos de mantenimiento y mejorar la disponibilidad de los activos. La evolución de las plataformas IIoT también ha favorecido la incorporación de herramientas avanzadas de análisis de datos e inteligencia artificial. La combinación de estas tecnologías permite identificar patrones de comportamiento, predecir fallas potenciales y generar recomendaciones orientadas a la optimización de los procesos industriales. Según Al-Fuqaha et al. (2015), la integración entre dispositivos inteligentes, infraestructura de comunicación y plataformas de análisis constituye uno de los principales factores que impulsan el crecimiento de las aplicaciones basadas en IoT e IIoT.

Sin embargo, la implementación de sistemas IIoT también plantea desafíos relacionados con interoperabilidad, ciberseguridad, gestión de grandes volúmenes de información y compatibilidad entre diferentes tecnologías industriales. La adecuada selección de protocolos de comunicación, mecanismos de protección de datos y estrategias de integración resulta fundamental para garantizar el funcionamiento seguro y confiable de estas plataformas. En consecuencia, el IIoT puede considerarse una de las tecnologías habilitadoras más importantes de la

Industria 4.0, ya que proporciona la infraestructura necesaria para conectar activos físicos con sistemas digitales capaces de supervisar, analizar y optimizar continuamente el desempeño de los sistemas electromecánicos.

1.2.4.4 Computación en la nube y análisis de datos

La creciente digitalización de los sistemas electromecánicos incrementa significativamente la cantidad de información generada durante la operación de equipos e instalaciones. Sensores, dispositivos de adquisición de datos, sistemas SCADA y plataformas IIoT producen continuamente registros asociados con variables eléctricas, mecánicas y ambientales que requieren mecanismos eficientes de almacenamiento, procesamiento y análisis. En este escenario, la computación en la nube se ha convertido en una tecnología clave para la gestión de grandes volúmenes de información industrial, ya que proporciona recursos de almacenamiento y procesamiento accesibles a través de redes de comunicación, permitiendo que los datos generados en campo puedan ser gestionados desde plataformas remotas sin depender exclusivamente de infraestructura local. Esta capacidad facilita la centralización de información procedente de múltiples equipos, líneas de producción o instalaciones geográficamente distribuidas.

Uno de los principales beneficios de la nube consiste en su capacidad de escalabilidad. A medida que aumenta el número de dispositivos conectados y el volumen de información disponible, los recursos computacionales pueden ampliarse de manera flexible para satisfacer nuevas necesidades operativas. Esta característica resulta especialmente relevante en entornos industriales donde la cantidad de datos generados por sistemas de monitoreo puede crecer rápidamente. La disponibilidad de información centralizada también favorece la aplicación de técnicas avanzadas de análisis de datos. Mediante herramientas de procesamiento estadístico y analítica avanzada es posible identificar patrones de comportamiento, evaluar tendencias operativas y detectar anomalías que podrían pasar desapercibidas mediante métodos convencionales de supervisión. Estas capacidades permiten transformar grandes volúmenes de datos en conocimiento útil para la gestión de sistemas electromecánicos.

La utilidad de estas plataformas no depende únicamente de su capacidad para almacenar grandes volúmenes de información, sino de transformar los datos en conocimiento útil para la toma de decisiones. Mediante procesos de integración, depuración y análisis, la información generada por los sistemas electromecánicos puede convertirse en indicadores que apoyan la supervisión, la optimización operativa y la planificación del mantenimiento.

En los últimos años, la integración entre plataformas en la nube y algoritmos de aprendizaje automático ha ampliado significativamente las posibilidades de análisis. Los modelos predictivos pueden utilizar información histórica y datos en tiempo real para anticipar fallas, optimizar parámetros operativos y mejorar la planificación de actividades de mantenimiento. De acuerdo con Carvalho et al. (2019), las técnicas de aprendizaje automático han demostrado un alto potencial para apoyar la implementación de estrategias de mantenimiento predictivo en entornos industriales complejos. Asimismo, Zhang et al. (2019) destacan que los enfoques basados en datos permiten incrementar la precisión de los diagnósticos y fortalecer los procesos de toma de decisiones relacionados con operación, mantenimiento y optimización energética. La combinación de almacenamiento en la nube y análisis avanzado facilita el aprovechamiento integral de la información generada por los sistemas electromecánicos digitalizados.

La computación en la nube también desempeña un papel importante en el desarrollo de gemelos digitales y plataformas de supervisión remota. La disponibilidad de recursos computacionales distribuidos permite actualizar modelos digitales con información procedente de sistemas físicos en tiempo real, favoreciendo la simulación continua y la evaluación de escenarios operativos orientados a mejorar el desempeño de los activos industriales. No obstante, la adopción de soluciones basadas en la nube plantea desafíos relacionados con ciberseguridad, privacidad de la información, interoperabilidad y disponibilidad de los servicios de comunicación. Por esta razón, la implementación de estas tecnologías debe acompañarse de estrategias que garanticen la integridad y protección de los datos industriales. En consecuencia, la computación en la nube y el análisis de datos constituyen herramientas fundamentales para la transformación digital de la ingeniería electromecánica, al proporcionar la infraestructura necesaria para convertir información operativa en conocimiento estratégico capaz de apoyar la supervisión, optimización y gestión inteligente de los sistemas electromecánicos. Las capacidades de almacenamiento y procesamiento disponibles en la nube permiten desarrollar múltiples aplicaciones orientadas a mejorar la gestión de sistemas electromecánicos. La tabla 1.5 presenta algunos ejemplos representativos del uso de análisis de datos en entornos industriales digitalizados.

Tabla 1.5.

Principales aplicaciones del análisis de datos en la transformación digital en sistemas electromecánicos

Aplicación	Tipo de datos utilizados	Beneficio principal
Mantenimiento predictivo	Vibración, temperatura, corriente	Anticipación de fallas
Gestión energética	Potencia, energía, factor de potencia	Optimización del consumo
Supervisión remota	Variables operativas en tiempo real	Mayor visibilidad del proceso
Gemelos digitales	Datos históricos y en línea	Simulación y optimización
Control inteligente	Variables de proceso	Mejora del desempeño operativo

Como se observa en la tabla 1.5, el valor de los datos no reside únicamente en su almacenamiento, sino en la capacidad para analizarlos y transformarlos en información útil para apoyar la operación, el mantenimiento y la optimización energética de los sistemas electromecánicos. Asimismo, la integración de plataformas de almacenamiento, herramientas analíticas y algoritmos de inteligencia artificial permite que estos datos respalden decisiones operativas cada vez más oportunas y precisas, fortaleciendo la gestión integral de los sistemas electromecánicos.

1.2.5 Estrategias de optimización energética en sistemas electromecánicos digitalizados

La optimización energética constituye uno de los principales objetivos de la transformación digital aplicada a los sistemas electromecánicos. La creciente disponibilidad de información procedente de sensores, plataformas de monitoreo y herramientas de análisis permite implementar estrategias orientadas a mejorar el desempeño de los equipos, reducir pérdidas energéticas y aumentar la sostenibilidad de los procesos industriales. En este contexto, la eficiencia energética deja de depender exclusivamente de la selección de equipos eficientes y pasa a fundamentarse en la gestión inteligente de la información operativa. La integración de tecnologías digitales facilita la identificación de oportunidades de mejora mediante el análisis continuo de variables eléctricas, mecánicas y ambientales. A diferencia de los enfoques tradicionales basados en auditorías periódicas, los sistemas actuales permiten evaluar el comportamiento energético en tiempo real, favoreciendo la implementación de acciones correctivas y preventivas sustentadas en datos objetivos. Esta capacidad contribuye a optimizar recursos, reducir costos operativos y fortalecer la competitividad de las organizaciones.

1.2.5.1 Optimización de motores eléctricos

Los motores eléctricos representan uno de los principales consumidores de energía en los sectores industrial y de servicios. Debido a su amplia utilización en sistemas de bombeo, ventilación, compresión y manufactura, pequeñas mejoras en su eficiencia pueden generar reducciones significativas en el consumo energético global de una instalación. La optimización de motores eléctricos puede abordarse mediante diversas estrategias, entre las que destacan la selección de equipos de alta eficiencia, la corrección del factor de potencia, la reducción de pérdidas mecánicas y la adecuada gestión de las condiciones de carga. Asimismo, el monitoreo continuo de variables como corriente, voltaje, potencia, temperatura y vibración permite identificar desviaciones operativas que afectan el desempeño energético de los equipos.

Además de la selección de motores de alta eficiencia, la optimización energética requiere que estos operen cerca de sus condiciones nominales de carga. El funcionamiento prolongado con cargas excesivamente bajas o superiores a las recomendadas puede incrementar las pérdidas energéticas, reducir el rendimiento y acelerar el desgaste de los componentes. Por ello, el monitoreo continuo de las condiciones de operación constituye una herramienta fundamental para mantener un desempeño energético adecuado durante el ciclo de vida del motor. Los sistemas digitales de supervisión facilitan la detección temprana de sobrecargas, desbalances de fase, problemas de alineación y condiciones de operación alejadas de los puntos óptimos de rendimiento. Según la norma IEC 60034-30-1 (IEC, 2014), la utilización de motores de alta eficiencia constituye una de las medidas más efectivas para disminuir el consumo energético en aplicaciones industriales.

1.2.5.2 Variadores de frecuencia y control inteligente

Los variadores de frecuencia (VFD) se han convertido en una de las tecnologías más utilizadas para optimizar el consumo energético en sistemas accionados por motores eléctricos. Estos dispositivos permiten ajustar la velocidad de operación de los motores de acuerdo con las necesidades reales del proceso, evitando que los equipos funcionen permanentemente a plena capacidad. Su aplicación resulta especialmente beneficiosa en sistemas de bombeo, ventilación y compresión, donde la demanda suele variar durante la operación. La regulación automática de velocidad permite reducir significativamente el consumo energético y disminuir el desgaste mecánico de los equipos.

La eficiencia de los variadores de frecuencia se fundamenta en la posibilidad de adaptar continuamente la velocidad del motor a las condiciones reales de

operación, evitando el consumo innecesario de energía asociado con sistemas que funcionan a velocidad constante. Esta característica resulta especialmente relevante en aplicaciones donde la demanda varía durante la jornada de trabajo, permitiendo mantener un equilibrio entre el desempeño operativo y el consumo energético. La integración de variadores con plataformas de monitoreo y control posibilita la implementación de estrategias avanzadas de optimización basadas en datos operativos en tiempo real. Como resultado, los sistemas pueden adaptarse dinámicamente a cambios en la demanda, mejorando simultáneamente la eficiencia energética y la confiabilidad operativa.

1.2.5.3 Sistemas de iluminación inteligente

Los sistemas de iluminación representan otro campo de aplicación relevante para las tecnologías de optimización energética. La incorporación de luminarias LED, sensores de ocupación, sensores de iluminancia y sistemas de control automatizado permite adaptar los niveles de iluminación a las condiciones reales de uso de los espacios. La integración de sensores y sistemas de control permite que la iluminación responda automáticamente a las condiciones reales del entorno, ajustando el nivel luminoso únicamente cuando es necesario. Esta capacidad no solo contribuye a reducir el consumo de energía, sino que también prolonga la vida útil de las luminarias y mejora la utilización de los recursos disponibles, al evitar periodos prolongados de funcionamiento innecesario.

La supervisión continua de variables relacionadas con ocupación, disponibilidad de luz natural y consumo eléctrico facilita la implementación de estrategias orientadas a reducir desperdicios energéticos sin comprometer el confort visual de los usuarios. Estas capacidades resultan particularmente útiles en edificios educativos, oficinas e instalaciones industriales donde la demanda de iluminación varía a lo largo del día. De acuerdo con la Illuminating Engineering Society (IES, 2020), el diseño adecuado de sistemas de iluminación eficientes debe considerar simultáneamente criterios de desempeño energético, calidad visual y necesidades específicas de cada entorno de aplicación.

1.2.5.4 Gestión energética basada en datos

La disponibilidad de información operativa en tiempo real ha favorecido el desarrollo de enfoques de gestión energética basados en datos. Estos sistemas integran información procedente de equipos, procesos y plataformas de monitoreo para generar indicadores que apoyan la toma de decisiones relacionadas con la utilización eficiente de la energía. La gestión energética basada en datos permite que las decisiones relacionadas con el consumo de energía dejen de fundamentarse

únicamente en mediciones puntuales o en la experiencia del personal operativo. La disponibilidad de información continua facilita la evaluación objetiva del desempeño energético, la priorización de acciones de mejora y el seguimiento de los resultados obtenidos, fortaleciendo los procesos de mejora continua dentro de las organizaciones.

Los indicadores energéticos permiten evaluar tendencias de consumo, comparar periodos operativos, identificar desviaciones respecto a condiciones de referencia y verificar el impacto de acciones de mejora implementadas previamente. Asimismo, la utilización de herramientas de análisis facilita la detección de oportunidades de ahorro energético que podrían pasar desapercibidas mediante métodos tradicionales de supervisión. Las estrategias de optimización energética pueden implementarse mediante diferentes tecnologías y enfoques de gestión, dependiendo de las características de los sistemas electromecánicos y de los objetivos de desempeño establecidos. La tabla 1.6 presenta algunas de las estrategias más utilizadas y sus principales beneficios dentro de entornos industriales digitalizados.

Tabla 1.6.

Principales estrategias de optimización energética en sistemas electromecánicos

Estrategia	Tecnología utilizada	Beneficio principal
Motores de alta eficiencia	Motores IE3 e IE4	Reducción del consumo eléctrico
Variadores de frecuencia	VFD	Ajuste de velocidad según demanda
Iluminación inteligente	LED + sensores	Disminución del consumo de iluminación
Gestión energética	SCADA, IIoT, nube	Optimización basada en datos
Mantenimiento predictivo	Sensores y analítica	Reducción de pérdidas por fallas

Como se observa en la tabla 1.6, las estrategias de optimización energética actuales combinan mejoras tecnológicas con herramientas de monitoreo y análisis de información. Esta integración permite abordar la eficiencia energética desde una perspectiva sistémica, donde la reducción del consumo no depende exclusivamente de los equipos instalados, sino también de la capacidad para gestionar y optimizar continuamente las condiciones de operación. La norma ISO 50001:2018 promueve precisamente este enfoque basado en información, estableciendo lineamientos para la mejora continua del desempeño energético mediante la medición, seguimiento y análisis sistemático de indicadores relevantes. De esta manera, la gestión energética basada en datos se consolida como uno de los principales mecanismos para integrar monitoreo, análisis y toma de decisiones dentro de los procesos de transformación digital de los sistemas electromecánicos.

1.2.5.5 Retos y oportunidades para la sostenibilidad industrial

La transformación digital ofrece nuevas oportunidades para incrementar la eficiencia energética y reducir el impacto ambiental de los sistemas electromecánicos. Tecnologías como el Internet Industrial de las Cosas, la analítica avanzada, la inteligencia artificial y los gemelos digitales permiten desarrollar estrategias de optimización cada vez más precisas y adaptativas. Sin embargo, la implementación de estas soluciones también plantea desafíos relacionados con inversión inicial, capacitación técnica, integración tecnológica y ciberseguridad. La adopción exitosa de sistemas inteligentes requiere no solo infraestructura tecnológica adecuada, sino también personal capacitado para interpretar la información generada y convertirla en acciones de mejora.

El aprovechamiento de estas tecnologías también requiere una visión integral que considere aspectos técnicos, organizacionales y económicos. La obtención de beneficios sostenibles depende de la capacidad de las organizaciones para integrar herramientas digitales dentro de sus procesos operativos, establecer mecanismos de mejora continua y promover una cultura orientada al uso estratégico de la información. En consecuencia, la optimización energética basada en tecnologías digitales representa una oportunidad estratégica para incrementar la competitividad, sostenibilidad y resiliencia de los sistemas electromecánicos modernos. La capacidad de transformar datos operativos en conocimiento útil permite avanzar hacia modelos de gestión más eficientes y alineados con los principios de la Industria 4.0 y el desarrollo sostenible.

1.3. Aplicaciones prácticas y perspectivas futuras

La transformación digital de la ingeniería electromecánica ha impulsado el desarrollo de nuevas aplicaciones capaces de mejorar la supervisión, operación y optimización de los sistemas industriales y energéticos. La integración de sensores, plataformas de monitoreo, herramientas de análisis de datos y tecnologías de comunicación ha permitido evolucionar desde esquemas tradicionales de gestión hacia modelos inteligentes sustentados en información obtenida en tiempo real.

La convergencia entre tecnologías digitales y sistemas electromecánicos ha favorecido el desarrollo de soluciones capaces de integrar monitoreo, análisis y control dentro de una misma infraestructura tecnológica. Esta integración permite que los datos generados durante la operación de los equipos se transformen en información útil para optimizar procesos, mejorar la confiabilidad y apoyar la toma de decisiones en distintos niveles de la organización. Estas capacidades no solo contribuyen a incrementar la eficiencia operativa y energética, sino que también

favorecen el desarrollo de soluciones avanzadas orientadas a la predicción de fallas, la simulación de procesos y la automatización de la toma de decisiones. Como resultado, la ingeniería electromecánica incorpora progresivamente herramientas que permiten anticipar eventos, optimizar recursos y mejorar la sostenibilidad de los sistemas productivos. Las siguientes secciones presentan algunas de las aplicaciones emergentes con mayor impacto dentro de los procesos de transformación digital industrial, así como las tendencias tecnológicas que probablemente influirán en la evolución futura de la ingeniería electromecánica.

1.3.1 Mantenimiento predictivo basado en datos

El mantenimiento predictivo constituye una de las aplicaciones más representativas de la transformación digital industrial. Su objetivo consiste en anticipar posibles fallas mediante el análisis continuo de información procedente de sensores instalados en equipos y procesos. A diferencia de los enfoques preventivos tradicionales, las decisiones de mantenimiento se fundamentan en el estado real de los activos y en la evolución de sus condiciones operativas. La combinación de monitoreo continuo, almacenamiento histórico de información y análisis de datos permite identificar patrones asociados con procesos de degradación mecánica o eléctrica. Variables como vibración, temperatura, corriente y consumo energético pueden utilizarse para detectar comportamientos anómalos y estimar la probabilidad de ocurrencia de fallas futuras.

La efectividad del mantenimiento predictivo depende no solo de la cantidad de información disponible, sino también de la calidad de los datos y de la capacidad para integrar variables procedentes de diferentes fuentes. La combinación de información eléctrica, mecánica y ambiental proporciona una visión más completa del estado de los equipos, mejorando la precisión de los diagnósticos y la confiabilidad de las predicciones.

Los avances recientes en aprendizaje automático han incrementado la capacidad de los sistemas predictivos para procesar grandes volúmenes de información y generar modelos capaces de anticipar eventos con mayor precisión. Según Carvalho et al. (2019) y Zhang et al. (2019), estas tecnologías representan una de las áreas de mayor crecimiento dentro de las estrategias modernas de mantenimiento industrial. La implementación de mantenimiento predictivo contribuye a reducir tiempos de inactividad, optimizar recursos de mantenimiento y mejorar la confiabilidad de los sistemas electromecánicos, convirtiéndose en una herramienta estratégica para la gestión eficiente de activos industriales. Estudios recientes continúan demostrando que los algoritmos de aprendizaje automático

mejoran la capacidad para predecir fallas y optimizar la programación de actividades de mantenimiento (Singgih et al., 2024; Tsallis et al., 2025).

1.3.2 Gemelos digitales en sistemas electromecánicos

Los gemelos digitales (Digital Twins) representan una de las tecnologías emergentes con mayor potencial para la transformación de los sistemas electromecánicos. Este concepto se basa en la creación de una representación digital dinámica de un activo físico, proceso o sistema, capaz de actualizarse continuamente mediante información obtenida a través de sensores y plataformas de monitoreo. Se diferencian de los modelos tradicionales utilizados únicamente para simulación, porque mantienen una conexión permanente con el sistema físico, permitiendo que los cambios observados durante la operación real se reflejen en el entorno virtual. Esta capacidad favorece una comprensión más precisa del comportamiento de los equipos y facilita la evaluación de diferentes escenarios operativos sin intervenir directamente sobre los activos físicos.

La implementación de gemelos digitales requiere la integración de múltiples tecnologías, incluyendo sensores, sistemas de adquisición de datos, plataformas IIoT, herramientas de simulación y recursos de procesamiento de información. Los datos generados durante la operación son utilizados para actualizar continuamente los modelos digitales, permitiendo analizar tendencias, detectar anomalías y evaluar el impacto potencial de decisiones operativas o actividades de mantenimiento. En sistemas electromecánicos, pueden aplicarse a motores eléctricos, sistemas de bombeo, líneas de producción automatizadas, instalaciones energéticas y equipos industriales complejos. La disponibilidad de modelos actualizados en tiempo real facilita actividades relacionadas con supervisión, diagnóstico, optimización energética y mantenimiento predictivo. La interacción continua entre el sistema físico y su representación digital constituye el elemento diferenciador de los gemelos digitales respecto a otras herramientas de simulación.

El valor de un gemelo digital no reside únicamente en la representación virtual del sistema físico, sino en la posibilidad de mantener una interacción continua entre ambos entornos. Esta sincronización permite que los modelos digitales evolucionen conforme cambian las condiciones reales de operación, proporcionando una base más confiable para evaluar escenarios, optimizar procesos y apoyar la toma de decisiones durante todo el ciclo de vida del activo. La figura 1.6 presenta una arquitectura conceptual simplificada que muestra el flujo de información requerido para mantener sincronizados ambos entornos.

Figura 1.6.

Arquitectura conceptual de un gemelo digital para la supervisión y optimización de sistemas electromecánicos.



Como se observa en la figura 1.6, la información obtenida mediante sensores alimenta continuamente el modelo digital, permitiendo que las simulaciones y

análisis reflejen las condiciones reales de operación del sistema. Esta capacidad facilita la identificación de oportunidades de optimización y fortalece los procesos de toma de decisiones basados en datos. Uno de los principales beneficios de esta tecnología consiste en la posibilidad de realizar simulaciones bajo diferentes condiciones de operación sin afectar la continuidad de los procesos. Esta capacidad permite analizar escenarios futuros, evaluar estrategias de control y estimar el comportamiento de los equipos ante cambios en la demanda o condiciones de funcionamiento. Según Grieves (2019), los gemelos digitales constituyen una evolución de los modelos virtuales tradicionales al incorporar una interacción continua entre el entorno físico y su representación digital.

Asimismo, Tao et al. (2019) destacan que la integración entre monitoreo en tiempo real, análisis de datos y simulación avanzada convierte a los gemelos digitales en una herramienta estratégica para incrementar la eficiencia, confiabilidad y flexibilidad de los sistemas industriales modernos. Estas capacidades adquieren especial relevancia dentro de los procesos de transformación digital impulsados por la Industria 4.0. Investigaciones recientes destacan que se están consolidando como una de las tecnologías fundamentales para la manufactura inteligente al integrar monitoreo en tiempo real, simulación y optimización continua (S. Hu et al., 2024). A pesar de sus ventajas, su implementación presenta desafíos asociados con la calidad de los datos, la interoperabilidad entre plataformas, la capacidad computacional requerida y la integración de modelos provenientes de diferentes disciplinas de ingeniería. No obstante, los avances recientes en conectividad, computación en la nube y análisis de datos continúan reduciendo estas limitaciones y favoreciendo la adopción progresiva de esta tecnología en aplicaciones industriales. En consecuencia, los gemelos digitales representan una herramienta con gran potencial para la ingeniería electromecánica, al permitir una gestión más eficiente de los activos físicos mediante la integración de monitoreo, simulación y análisis continuo de información.

1.3.3 Inteligencia artificial para optimización operativa

La inteligencia artificial (IA) se ha convertido en una de las tecnologías con mayor impacto en la transformación digital de los sistemas electromecánicos. Su utilización permite analizar grandes volúmenes de información generados por sensores, plataformas IIoT y sistemas de monitoreo industrial, facilitando la identificación de patrones de comportamiento y la generación de modelos predictivos orientados a mejorar la operación de los equipos. En el contexto de la ingeniería electromecánica, la inteligencia artificial integra técnicas computacionales capaces de aprender a partir de datos históricos y operativos, proporcionando

herramientas de apoyo para la toma de decisiones y la optimización de procesos industriales.

La combinación de inteligencia artificial y gemelos digitales constituye actualmente una de las líneas de investigación con mayor crecimiento dentro de la Industria 4.0. Esta integración permite que los modelos virtuales incorporen mecanismos de aprendizaje capaces de adaptarse a las condiciones reales de operación, fortaleciendo las actividades de diagnóstico, simulación y optimización de sistemas industriales complejos (Karkaria et al., 2025). Más allá de la automatización del análisis de datos, la inteligencia artificial desempeña un papel relevante como herramienta de apoyo para la toma de decisiones. La capacidad de procesar simultáneamente información procedente de múltiples fuentes permite generar recomendaciones basadas en evidencia, facilitando la selección de estrategias de operación, mantenimiento y optimización acordes con las condiciones reales de funcionamiento de los sistemas electromecánicos.

Uno de los campos de aplicación más relevantes corresponde al mantenimiento predictivo. Los algoritmos de aprendizaje automático pueden analizar variables como vibración, temperatura, corriente y consumo energético para identificar patrones asociados con procesos de degradación o condiciones anormales de operación. En motores eléctricos de inducción, por ejemplo, estos modelos permiten detectar indicios relacionados con fallas en rodamientos, desbalances de fase o sobrecargas prolongadas antes de que se produzcan interrupciones no planificadas del servicio.

De forma similar, en sistemas de bombeo utilizados en plantas de tratamiento de agua o instalaciones agrícolas, los algoritmos de inteligencia artificial pueden analizar patrones históricos de demanda para ajustar automáticamente la velocidad de los motores mediante variadores de frecuencia, reduciendo el consumo energético sin afectar la continuidad del servicio. Otra aplicación relevante corresponde a la detección automática de anomalías. Los modelos de inteligencia artificial pueden identificar comportamientos atípicos que difícilmente serían detectados mediante métodos convencionales de supervisión. Esta capacidad contribuye a mejorar la confiabilidad de los equipos y fortalece los sistemas de alerta temprana utilizados en la gestión de activos industriales.

Las aplicaciones de inteligencia artificial en la ingeniería electromecánica son cada vez más amplias y abarcan actividades relacionadas con mantenimiento predictivo, optimización energética, supervisión inteligente, detección de anomalías y apoyo a la toma de decisiones. La capacidad para integrar información procedente de múltiples fuentes permite desarrollar modelos capaces de adaptarse a diferentes

condiciones operativas y generar recomendaciones orientadas a mejorar el desempeño de los sistemas. La integración entre inteligencia artificial, computación en la nube y plataformas IIoT ha ampliado significativamente las posibilidades de análisis disponibles para la industria. Los datos obtenidos en tiempo real pueden procesarse mediante algoritmos avanzados capaces de generar recomendaciones operativas, predecir tendencias de desempeño y apoyar procesos de optimización continua. Según Carvalho et al. (2019), los métodos de aprendizaje automático representan una de las herramientas con mayor potencial para mejorar la precisión de los sistemas predictivos utilizados en aplicaciones industriales.

Asimismo, Zhang et al. (2019) destacan que los enfoques basados en datos permiten incrementar la capacidad de diagnóstico y optimizar la gestión de activos mediante modelos capaces de aprender del comportamiento histórico de los equipos. Estas características favorecen la transición desde sistemas de supervisión tradicionales hacia plataformas inteligentes orientadas a la toma de decisiones autónoma o asistida. No obstante, la implementación de soluciones basadas en inteligencia artificial también presenta desafíos relacionados con calidad de los datos, disponibilidad de información histórica, interpretabilidad de los modelos y requerimientos computacionales. La efectividad de estas herramientas depende en gran medida de la confiabilidad de la información utilizada para entrenar y validar los algoritmos. En consecuencia, la inteligencia artificial representa una tecnología estratégica para la evolución de la ingeniería electromecánica, al permitir transformar grandes volúmenes de datos operativos en conocimiento útil para mejorar la eficiencia energética, la confiabilidad de los equipos y la optimización de los procesos industriales.

Aunque los resultados reportados en la literatura son prometedores, la implementación de inteligencia artificial en entornos industriales aún enfrenta limitaciones relacionadas con la calidad de los datos disponibles, la integración con equipos existentes y la necesidad de personal capacitado para interpretar los resultados generados por los modelos predictivos. A medida que aumente la disponibilidad de datos de alta calidad y evolucionen las herramientas de aprendizaje automático, se espera que desempeñe un papel cada vez más relevante en el desarrollo de sistemas electromecánicos autónomos, adaptativos y orientados a la mejora continua de su desempeño operativo y energético.

1.3.4 Tendencias futuras de la ingeniería electromecánica

La ingeniería electromecánica atraviesa un proceso de transformación impulsado por la convergencia entre tecnologías digitales, automatización avanzada, inteligencia artificial y sostenibilidad energética. La integración de estas herramientas está modificando la forma en que se diseñan, operan y mantienen los sistemas industriales, dando origen a entornos cada vez más conectados, inteligentes y adaptativos. Una de las principales tendencias corresponde al fortalecimiento de los sistemas ciberfísicos, donde equipos físicos y plataformas digitales interactúan continuamente mediante el intercambio de información en tiempo real. Esta integración permitirá desarrollar sistemas capaces de supervisar su propio desempeño, detectar anomalías de manera autónoma y ajustar parámetros operativos para optimizar su funcionamiento bajo diferentes condiciones de operación.

La evolución de la inteligencia artificial también continuará ampliando las capacidades de análisis disponibles en los sistemas electromecánicos. Los algoritmos avanzados permitirán mejorar la precisión de los modelos predictivos, optimizar procesos complejos y apoyar la toma de decisiones mediante herramientas capaces de aprender a partir de grandes volúmenes de información operativa. Estas capacidades favorecerán el desarrollo de instalaciones industriales más eficientes, flexibles y resilientes. De manera paralela, los gemelos digitales evolucionarán hacia modelos cada vez más precisos y dinámicos, capaces de representar en tiempo real el comportamiento de equipos, procesos e instalaciones completas. La integración de simulación avanzada, análisis de datos e inteligencia artificial permitirá evaluar escenarios operativos con mayor precisión y optimizar estrategias relacionadas con mantenimiento, consumo energético y gestión de activos.

Más que una evolución independiente de cada tecnología, las tendencias futuras apuntan hacia ecosistemas digitales donde inteligencia artificial, Internet Industrial de las Cosas, gemelos digitales, computación en la nube y analítica de datos operen de manera integrada. Esta convergencia permitirá desarrollar sistemas electromecánicos con mayor capacidad de adaptación, aprendizaje y optimización continua, incrementando la eficiencia y la confiabilidad de los procesos industriales. En sectores como la manufactura automatizada, la generación de energía y los sistemas de bombeo industrial, la integración de inteligencia artificial y gemelos digitales permitirá optimizar el desempeño de los equipos mediante la evaluación continua de condiciones operativas reales. Esta capacidad facilitará la reducción de tiempos de inactividad, el aprovechamiento más eficiente de la energía y una gestión más precisa del ciclo de vida de los activos electromecánicos.

Otra tendencia relevante corresponde a la creciente importancia de la sostenibilidad dentro de los procesos industriales. La necesidad de reducir emisiones, optimizar recursos y mejorar la eficiencia energética impulsará la adopción de tecnologías orientadas al monitoreo inteligente, la gestión energética basada en datos y la integración de fuentes de energía renovable dentro de los sistemas electromecánicos. Asimismo, conceptos asociados con la Industria 5.0 comienzan a ganar relevancia en el ámbito industrial. Mientras que la Industria 4.0 se centra en la digitalización y automatización de procesos, la Industria 5.0 propone una mayor integración entre capacidades humanas y tecnologías inteligentes. Este enfoque busca combinar la eficiencia proporcionada por los sistemas automatizados con la creatividad, experiencia y capacidad de adaptación de las personas, favoreciendo entornos de trabajo más sostenibles y centrados en el ser humano. No obstante, la adopción masiva de estas tecnologías enfrenta desafíos asociados con la disponibilidad de infraestructura digital, la interoperabilidad entre plataformas, la protección de la información y la formación de personal especializado. La velocidad con la que estas tendencias se incorporen a los sistemas productivos dependerá tanto del desarrollo tecnológico como de la capacidad de las organizaciones para gestionar procesos de cambio e innovación.

En el ámbito educativo y profesional, estas transformaciones demandarán nuevas competencias relacionadas con análisis de datos, programación, inteligencia artificial, simulación y gestión de tecnologías digitales. El ingeniero electromecánico del futuro requerirá una formación multidisciplinaria capaz de integrar conocimientos tradicionales de electricidad, mecánica y automatización con habilidades asociadas a la transformación digital industrial. Según Schwab (2016), la convergencia de tecnologías digitales, físicas y biológicas continuará modificando profundamente los procesos productivos y los perfiles profesionales requeridos por la industria. En este contexto, la ingeniería electromecánica desempeñará un papel estratégico en el desarrollo e implementación de soluciones tecnológicas orientadas a mejorar la productividad, la sostenibilidad y la competitividad de los sistemas industriales. En consecuencia, las tendencias emergentes indican que la evolución de la ingeniería electromecánica estará estrechamente vinculada con la capacidad para integrar tecnologías inteligentes, aprovechar el potencial de los datos y desarrollar soluciones sostenibles que respondan a los desafíos energéticos, ambientales y productivos de las próximas décadas.

1.4. Conclusiones

La evolución de la ingeniería electromecánica refleja una transición progresiva desde sistemas basados principalmente en componentes electromecánicos convencionales hacia entornos altamente digitalizados caracterizados por la integración de tecnologías de monitoreo, comunicación, procesamiento de datos y automatización avanzada. Esta transformación ha ampliado significativamente las capacidades de supervisión, control y optimización disponibles para los sistemas industriales y energéticos.

La digitalización de los sistemas electromecánicos ha permitido que la información generada durante la operación de los equipos se convierta en un recurso estratégico para la toma de decisiones. La incorporación de sensores, sistemas de adquisición de datos, plataformas de supervisión y tecnologías de conectividad facilita la obtención de información en tiempo real, mejorando la capacidad para evaluar el desempeño operativo, identificar anomalías y optimizar la utilización de recursos. El monitoreo continuo de variables eléctricas, mecánicas y ambientales constituye uno de los principales habilitadores de estrategias avanzadas de mantenimiento y gestión energética. La disponibilidad de datos confiables permite evolucionar desde enfoques reactivos hacia modelos predictivos basados en condición, contribuyendo a incrementar la confiabilidad de los equipos, reducir tiempos de inactividad y mejorar la eficiencia operativa de los sistemas electromecánicos.

Asimismo, herramientas como los sistemas SCADA, las plataformas IIoT, la computación en la nube, los gemelos digitales y la inteligencia artificial han fortalecido la capacidad de análisis y gestión de los procesos industriales. La integración de estas tecnologías favorece el desarrollo de sistemas capaces de anticipar fallas, optimizar parámetros de operación y generar conocimiento útil a partir de grandes volúmenes de información, consolidando las bases de la transformación digital industrial.

Desde la perspectiva energética, la aplicación de tecnologías inteligentes permite implementar estrategias de optimización sustentadas en datos objetivos y actualizados. La supervisión continua del desempeño energético facilita la identificación de oportunidades de mejora, la reducción de pérdidas y el cumplimiento de objetivos relacionados con sostenibilidad y competitividad industrial. En este contexto, la eficiencia energética deja de ser únicamente una característica de los equipos para convertirse en el resultado de una gestión integral basada en información.

La convergencia entre monitoreo, conectividad, análisis de datos e inteligencia artificial demuestra que la transformación digital no depende de la adopción aislada de tecnologías, sino de su integración dentro de una estrategia orientada a mejorar el desempeño global de los sistemas electromecánicos. Este enfoque permite establecer procesos de mejora continua sustentados en información confiable y en una toma de decisiones cada vez más oportuna.

Las tendencias emergentes indican que la evolución futura de la ingeniería electromecánica estará estrechamente vinculada con la integración de inteligencia artificial, sistemas ciberfísicos, gemelos digitales y modelos de gestión energética inteligente. Estas tecnologías impulsarán el desarrollo de sistemas más autónomos, adaptativos y sostenibles, capaces de responder a los desafíos asociados con la productividad, la transición energética y la transformación digital de la industria. Asimismo, estas tecnologías favorecerán una mayor resiliencia operativa, permitiendo que los sistemas respondan con mayor rapidez a cambios en las condiciones de operación, la demanda energética y los requerimientos de producción.

Finalmente, el análisis realizado permite concluir que la convergencia entre ingeniería electromecánica y tecnologías digitales no representa únicamente una incorporación de nuevas herramientas, sino una transformación profunda en la manera de diseñar, operar y gestionar los sistemas industriales. La capacidad para integrar conocimiento técnico tradicional con competencias asociadas a datos, automatización e inteligencia artificial será un factor determinante para el desarrollo de soluciones innovadoras en los entornos industriales del futuro. En este contexto, la ingeniería electromecánica se consolida como una disciplina estratégica para impulsar la innovación tecnológica, la eficiencia energética y el desarrollo sostenible, contribuyendo a la construcción de sistemas industriales más inteligentes, resilientes y competitivos.

Referencias:

- Al-Fuqaha, A., Guizani, M., Mohammadi, M., Aledhari, M., & Ayyash, M. (2015). Internet of Things: A Survey on Enabling Technologies, Protocols, and Applications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 17(4), 2347–2376. <https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2444095>
- Attia, J. O. (2018). *Electronics and Circuit Analysis using MATLAB*. (2nd ed.) CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781315275727>
- Bolton, W. (2015). *Mechatronics: Electronic Control Systems in Mechanical and Electrical Engineering*. (6th ed.). Pearson Education.
- Boyer, S. A. (2010). *SCADA: Supervisory Control and Data Acquisition* (4th ed.). International Society of Automation.
- Carvalho, T. P., Soares, F. A. A. M. N., Vita, R., Francisco, R. P., Basto, J. P., & Alcalá, S. G. S. (2019). A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 137, 106024. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106024>
- Fraden, J. (2016). *Handbook of modern sensors: Physics, designs, and applications* (5th ed.). Springer.
- Fraile Mora, J. (2008). *Máquinas eléctricas* (6a ed.). McGraw-Hill.
- Grieves, M. (2019). Virtually Intelligent Product Systems: Digital and Physical Twins. In *Complex Systems Engineering* (pp.175 -200). American Institute of Aeronautics and Astronautics. <https://doi.org/10.2514/5.9781624105654.0175.0200>
- Groover, M. (2020). *Fundamentals of modern manufacturing: Materials, processes, and systems* (7th ed.). Wiley.
- Hu, S., Li, C., Li, B., Yang, M., Wang, X., Gao, T. Xu, W., Dambatta, Y. S., Zhou, S. & Xu, P. (2024). Digital Twins Enabling Intelligent Manufacturing. *Intelligent Manufacturing. Intelligent and Sustainable Manufacturing*, 1 (1), 10007. <https://doi.org/10.35534/ism.2024.10007>
- Hu, Y., Jia, Q., Yao, Y., Lee, Y., Lee, M., Wang, C., Zhou, X., Xie, R., & Yu, F. (2024). Industrial Internet of Things Intelligence Empowering Smart Manufacturing: A Literature Review. *IEEE Internet of Things Journal*. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3367692>

- International Electrotechnical Commission (2014) Rotating electrical machines - Part 30-1: Efficiency classes of line operated AC motors (IE code). (IEC 60034-30-1:2014).
- Illuminating Engineering Society (IES). (2020). Lighting Handbook (11th ed.).
- International Organization for Standardization. (2018). *Energy management systems—Requirements with guidance for use (ISO 50001:2018)*. ISO. <https://www.iso.org/obp/ui#iso:std:iso:50001:ed-2:v1:es>
- Kagermann, H., Wahlster, W., & Helbig, J. (2013). Securing the Future of German Manufacturing Industry: Recommendations for Implementing the Strategic Initiative INDUSTRIE 4.0. Final Report of the Industrie 4.0 Working Group. Forschungsunion im Stifterverband für die Deutsche Wirtschaft e.V. <https://en.acatech.de/publication/recommendations-for-implementing-the-strategic-initiative-industrie-4-0-final-report-of-the-industrie-4-0-working-group/>
- Karkaria, V., Tsai, Y., Chen, Y., & Chen, W. (2025). An optimization-centric review on integrating artificial intelligence and digital twin technologies in manufacturing. *Engineering Optimization*, 57(1), 161–207. <https://doi.org/10.1080/0305215X.2024.2434201>
- Lasi, H., Fettke, P., Kemper, H., Feld, T., & Hoffmann, M. (2014). Industry 4.0. *Business & Information Systems Engineering*, 6(4), 239–242. <https://doi.org/10.1007/s12599-014-0334-4>
- Lee, I. & Lee, K. (2015) The Internet of Things (IoT): Applications, investments, and challenges for enterprises. *Business Horizons*, 58 (4), 431-440. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2015.03.008>
- Mobley, R. K. (2002). *An introduction to predictive maintenance* (2nd ed.). Butterworth-Heinemann. <https://doi.org/10.1016/B978-075067531-4/50006-3>
- Scheffer, C., & Girdhar, P. (2004). Practical machinery vibration analysis and predictive maintenance. Elsevier.
- Schwab, K. (2016). The fourth industrial revolution. World Economic Forum <https://www.weforum.org/stories/technological-innovation/the-fourth-industrial-revolution-what-it-means-and-how-to-respond/>
- Shi, L., Hailang, D., Reguera, G., Beyenal, H., Lu, A., Liu, J., Yu, H. & Fredrickson, J. (2016) Extracellular Electron Transfer Mechanisms between Microorganisms and Minerals. *Nature Reviews Microbiology*, 14 (10), 651-662. <https://doi.org/10.1038/nrmicro.2016.93>

- Singgih, M., Zakiyyah, F. & Andrew (2024). "Machine Learning for Predictive Maintenance: A Literature Review," 2024 Seventh International Conference on Vocational Education and Electrical Engineering (ICVEE), Malang, Indonesia, 2024, pp. 250-256, <https://doi.org/10.1109/ICVEE63912.2024.10823713>
- Tao, F., Zhang, H., Liu, A., & Nee, A. Y. C. (2019). Digital Twin in Industry: State-of-the-Art. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 15(4), 2405–2415. <https://doi.org/10.1109/tii.2018.2873186>
- Thumann, A., & Younger, W. J. (2023). Handbook of Energy Audits (10th ed.). CRC Press.
- Tsallis, C., Papageorgas, P., Piromalis, D., & Munteanu, . (2025). Application-Wise Review of Machine Learning-Based Predictive Maintenance: Trends, Challenges, and Future Directions. Applied Sciences, 15(9), 4898. <https://doi.org/10.3390/app15094898>
- Xu, J., Liu, X., & Jiang, X (2023). The Practical Approach of News Production and Human-Machine Coupling with Generative Artificial Intelligence. Journal of Nanchang University (Humanities and Social Sciences), 54 (05), 114-122.
- Zhang, W., Yang, D., & Wang, H. (2019). Data-driven methods for predictive maintenance of industrial equipment: A survey. IEEE Systems Journal, 13(3), 2213–2227. <https://doi.org/10.1109/JSYST.2019.2905565>
- Zhou, J., Zhang, B., Li, G., Chen, X., Li, H., Xu, X., Chen, S., He, W., Xu, C., Liu, L., & Gao, X. (2024). An AI agent for fully automated multi-omic analyses. Advanced Science, 11(44), 2407094. <https://advanced.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/advs.202407094>

CAPÍTULO 2.

Simulación de Sistemas Eléctricos y Electromecánicos para la Transformación Digital

Simulation of Electrical and Electromechanical Systems for Digital Transformation

RESUMEN

La simulación computacional se ha consolidado como una herramienta estratégica para el análisis, diseño, validación y optimización de sistemas en la ingeniería electromecánica. Su evolución ha permitido trascender el modelado tradicional de circuitos y equipos para integrarse con tecnologías emergentes como el Internet de las Cosas (IoT), la inteligencia artificial, los gemelos digitales y el análisis avanzado de datos, contribuyendo al desarrollo de sistemas industriales más eficientes, inteligentes y sostenibles. En este capítulo se presentan los fundamentos de la simulación, las principales plataformas empleadas en aplicaciones electromecánicas y su utilización en el modelado de sistemas eléctricos, electrónicos, de control y automatización. Asimismo, se analiza el papel de la simulación en la eficiencia energética, la transformación digital y los paradigmas asociados con la Industria 4.0 y la Industria 5.0, destacando su integración con tecnologías digitales para el monitoreo, la optimización y el mantenimiento predictivo. Finalmente, se describen aplicaciones industriales representativas y se examinan tendencias emergentes como el aprendizaje automático informado por principios físicos (*Physics-Informed Machine Learning*), la simulación en la nube, los gemelos digitales cognitivos, la inteligencia artificial generativa y el *Industrial Metaverse*. En conjunto, el capítulo evidencia que la simulación constituye un elemento estratégico para incrementar la competitividad, la confiabilidad, la eficiencia energética y la sostenibilidad de los sistemas electromecánicos modernos, consolidándose como una tecnología habilitadora de la transformación digital industrial.

Palabras clave: Simulación computacional; Ingeniería electromecánica; Transformación digital; Gemelos digitales; Internet de las Cosas; Inteligencia artificial.

ABSTRACT

Computational simulation has become a strategic tool for the analysis, design, validation, and optimization of systems in electromechanical engineering. Its evolution has extended beyond the traditional modeling of circuits and equipment to integrate with emerging technologies such as the Internet of Things (IoT), artificial intelligence, digital twins, and advanced data analytics, contributing to the development of more efficient, intelligent, and sustainable industrial systems. This chapter presents the fundamental principles of computational simulation, the main software platforms used in electromechanical applications, and their implementation in the modeling of electrical, electronic, control, and automation systems. It also examines the role of simulation in improving energy efficiency and supporting digital

transformation within the frameworks of Industry 4.0 and Industry 5.0, emphasizing its integration with digital technologies for monitoring, predictive maintenance, and operational optimization. Furthermore, representative industrial applications are discussed together with emerging trends, including Physics-Informed Machine Learning, cloud-based simulation, cognitive digital twins, generative artificial intelligence, and the Industrial Metaverse. Overall, the chapter demonstrates that computational simulation has evolved into a key enabling technology for digital transformation, enhancing competitiveness, operational reliability, energy efficiency, and sustainability in modern electromechanical systems.

Keywords: Computational simulation; Electromechanical engineering; Digital transformation; Digital twins; Internet of Things; Artificial intelligence.

2.1. Introducción

La transformación digital ha modificado profundamente la manera en que se diseñan, operan y optimizan los sistemas electromecánicos contemporáneos. Durante gran parte del siglo XX, el desarrollo de equipos eléctricos, máquinas industriales y sistemas de automatización dependió principalmente de cálculos analíticos, ensayos de laboratorio y pruebas realizadas sobre prototipos físicos. Aunque estos procedimientos permitieron importantes avances tecnológicos, el incremento de la complejidad de los procesos industriales, la incorporación de sistemas automatizados y la necesidad de mejorar la eficiencia energética impulsaron la adopción de herramientas capaces de anticipar el comportamiento de los sistemas antes de su implementación física.

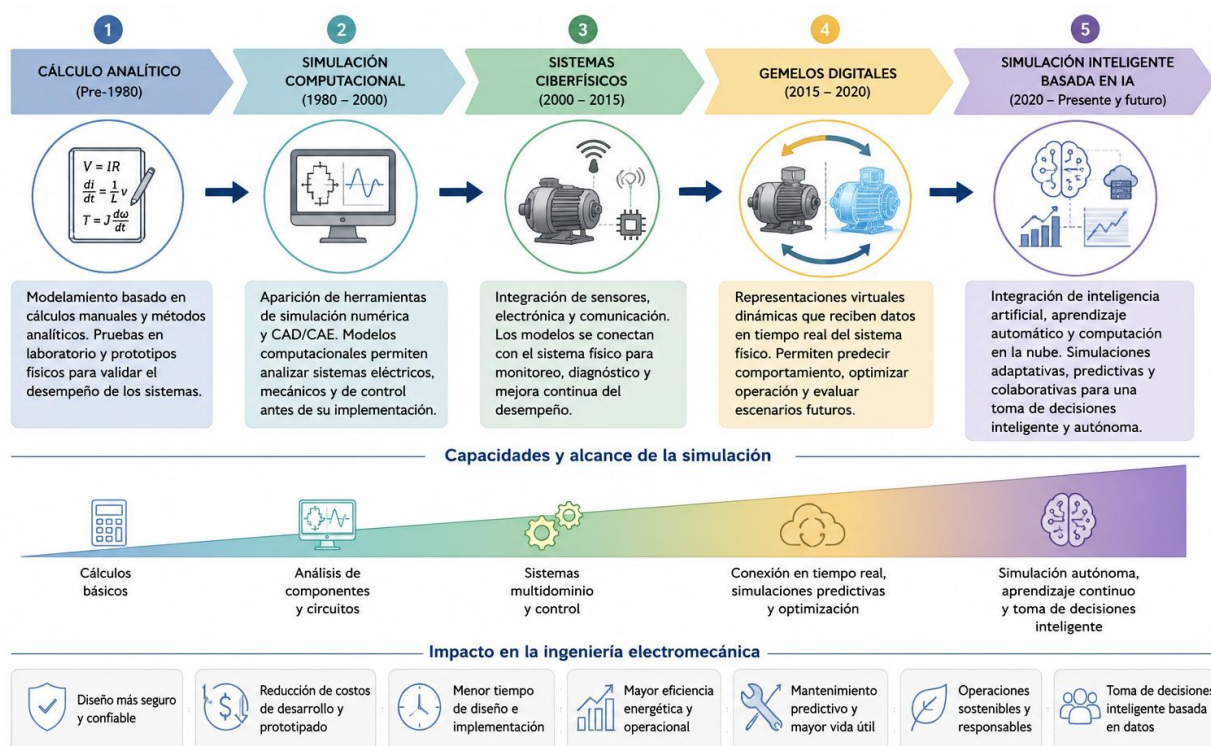
En este contexto, la simulación computacional se consolidó como una de las tecnologías más relevantes para la ingeniería moderna. Su capacidad para representar matemáticamente fenómenos eléctricos, mecánicos, térmicos y de control ha permitido analizar sistemas complejos bajo múltiples escenarios operativos, reduciendo la dependencia de prototipos físicos y facilitando la toma de decisiones durante las etapas de diseño, validación y optimización. Más que una herramienta de cálculo, la simulación constituye actualmente un entorno de experimentación virtual que permite estudiar el comportamiento dinámico de equipos y procesos con niveles de detalle difíciles de alcanzar mediante procedimientos tradicionales.

La evolución de la simulación ha estado estrechamente vinculada con el desarrollo de la capacidad computacional y con la aparición de plataformas especializadas para el modelado de sistemas multidominio. Herramientas como MATLAB/Simulink, ANSYS, LTspice, Proteus y FluidSIM han ampliado

significativamente las posibilidades de análisis en áreas como máquinas eléctricas, electrónica de potencia, sistemas de control, automatización industrial y gestión energética, tal como se observa en la figura 2.1. Gracias a estas tecnologías, es posible evaluar desde la respuesta transitoria de un circuito eléctrico hasta el desempeño integral de sistemas electromecánicos complejos que involucran interacción simultánea entre variables eléctricas, mecánicas y térmicas.

Figura 2.1.

Evolución de la simulación en ingeniería electromecánica.



Fuente: Elaboración propia con base en Grieves y Vickers (2017), Qi y Tao (2021), Siano (2014) y Tao et al. (2019).

La evolución presentada en la figura 2.1 evidencia que la simulación ha trascendido su función tradicional como herramienta de análisis para convertirse en un componente estratégico dentro de los sistemas digitales modernos. La integración de sensores, plataformas de comunicación, análisis de datos e inteligencia artificial ha ampliado las capacidades de los modelos virtuales, permitiendo que estos participen activamente en tareas de supervisión, optimización y apoyo a la toma de decisiones en entornos industriales complejos. La evolución descrita evidencia que la simulación ha dejado de ser una herramienta utilizada exclusivamente durante las etapas de diseño para convertirse en un componente

estratégico dentro del ciclo de vida de los sistemas electromecánicos. La integración de modelos virtuales con información obtenida en tiempo real permite ampliar su alcance hacia actividades de supervisión, diagnóstico, optimización y apoyo a la toma de decisiones, fortaleciendo así su papel dentro de los procesos de transformación digital industrial.

La relevancia de la simulación ha adquirido una nueva dimensión con la consolidación de la Industria 4.0 y el desarrollo de sistemas ciberfísicos capaces de integrar sensores, redes de comunicación, plataformas de monitoreo y herramientas avanzadas de análisis de datos. En estos entornos, los modelos de simulación han dejado de utilizarse exclusivamente durante las etapas de diseño para convertirse en componentes activos de la operación industrial. Este cambio ha dado origen a conceptos como los gemelos digitales, definidos como representaciones virtuales de activos físicos que reciben información en tiempo real y permiten analizar condiciones operativas, evaluar escenarios futuros y apoyar la toma de decisiones basada en datos.

Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, esta evolución resulta particularmente relevante debido a que gran parte de los procesos industriales dependen de sistemas de conversión y utilización de energía cuya operación influye directamente en la productividad, confiabilidad y sostenibilidad de las organizaciones. Motores eléctricos, sistemas de bombeo, instalaciones de climatización, redes eléctricas industriales y procesos automatizados generan continuamente información que puede integrarse con modelos de simulación para optimizar estrategias de operación, identificar pérdidas energéticas y anticipar condiciones de falla. Como consecuencia, la simulación se ha convertido en un elemento fundamental para el desarrollo de estrategias de mantenimiento predictivo, eficiencia energética y gestión inteligente de activos industriales. No obstante, el creciente protagonismo de la simulación también plantea desafíos importantes. La precisión de los resultados depende de la calidad de los modelos matemáticos empleados, de la confiabilidad de los datos utilizados y de la correcta validación experimental de las representaciones virtuales. Un modelo insuficientemente calibrado puede conducir a interpretaciones erróneas y decisiones técnicas inadecuadas. Por esta razón, la simulación debe entenderse como una herramienta complementaria al conocimiento ingenieril y a la validación experimental, más que como un sustituto absoluto de las pruebas físicas. Asimismo, la confiabilidad de los resultados depende de la adecuada selección de los modelos físicos, de la correcta definición de las condiciones de frontera y de la actualización continua de los parámetros utilizados cuando los sistemas operan bajo condiciones dinámicas.

Bajo este escenario, el presente capítulo analiza el papel de la simulación como tecnología habilitadora de la transformación digital en la ingeniería electromecánica. Se examinan los fundamentos conceptuales de la simulación, las principales plataformas utilizadas en el modelado de sistemas eléctricos y electromecánicos, sus aplicaciones en automatización y eficiencia energética, así como las tendencias emergentes relacionadas con los gemelos digitales, la inteligencia artificial y los sistemas inteligentes de supervisión industrial. A través de esta revisión se busca proporcionar una visión integral del impacto que la simulación tiene en el diseño, operación y optimización de los sistemas electromecánicos modernos. Además, se busca destacar cómo la integración entre simulación, monitoreo, análisis de datos e inteligencia artificial está redefiniendo el diseño, la operación y la gestión de los sistemas electromecánicos dentro del contexto de la Industria 4.0 y la transición hacia la Industria 5.0.

2.2. Desarrollo

2.2.1 Fundamentos de la simulación en ingeniería electromecánica

La simulación constituye una de las herramientas metodológicas más influyentes en la evolución reciente de la ingeniería electromecánica, debido a que permite representar matemáticamente sistemas complejos y evaluar su comportamiento bajo diferentes condiciones operativas antes de su implementación física (Banks et al., 2010; Law, 2015). Su desarrollo ha permitido trasladar una parte significativa del proceso de análisis y validación desde entornos físicos hacia entornos virtuales, modificando la manera en que se diseñan, evalúan y optimizan los sistemas tecnológicos. En la actualidad, la simulación no se limita a reproducir matemáticamente el comportamiento de un sistema, sino que forma parte de ecosistemas digitales donde interactúan sensores, plataformas de monitoreo, algoritmos de análisis de datos y sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones. La utilidad de la simulación radica en su capacidad para integrar modelos físicos, matemáticos y computacionales que permiten estudiar el comportamiento de los sistemas sin intervenir directamente sobre ellos. Esta característica facilita la evaluación de múltiples escenarios operativos, la comparación de alternativas de diseño y la identificación de oportunidades de mejora antes de implementar modificaciones en equipos o procesos, reduciendo costos, tiempos de desarrollo y riesgos asociados a la experimentación física.

2.2.1.1 Evolución conceptual de la simulación

Los primeros métodos de análisis empleados en ingeniería electromecánica dependían principalmente de modelos analíticos y cálculos manuales. Aunque estos enfoques continúan siendo fundamentales para comprender los fenómenos físicos que gobiernan el comportamiento de los sistemas eléctricos y mecánicos, su aplicación se vuelve limitada cuando intervienen múltiples variables acopladas y condiciones dinámicas de operación. El incremento de la capacidad computacional permitió desarrollar herramientas capaces de resolver modelos matemáticos cada vez más complejos. Como resultado, la simulación evolucionó desde una herramienta auxiliar de cálculo hasta convertirse en un entorno integral para la evaluación de sistemas multidominio. Actualmente es posible representar simultáneamente fenómenos eléctricos, mecánicos, térmicos, hidráulicos y de control dentro de una misma plataforma de análisis, lo que facilita el estudio de sistemas electromecánicos complejos con elevados niveles de precisión.

Esta evolución no solo incrementó la capacidad de representación de los sistemas, sino que también modificó el papel de la simulación dentro del proceso de ingeniería. Mientras que inicialmente se utilizaba como una herramienta para verificar diseños, actualmente forma parte de metodologías integrales que apoyan el análisis, la validación, la optimización y la toma de decisiones durante todo el ciclo de vida de los sistemas electromecánicos. La incorporación de tecnologías asociadas con la Industria 4.0 amplió significativamente las capacidades de la simulación al favorecer la integración entre modelos virtuales, sensores inteligentes y sistemas de comunicación industrial, dando origen a los sistemas ciberfísicos y, posteriormente, a los gemelos digitales (Lasi et al., 2014; Lee et al., 2015; Tao et al., 2019). Esta integración permitió que los modelos virtuales dejaran de funcionar como representaciones estáticas para interactuar continuamente con los sistemas físicos mediante el intercambio de información en tiempo real.

2.2.1.2 Papel de la simulación en el ciclo de ingeniería

Dentro del desarrollo de proyectos electromecánicos, la simulación desempeña funciones que abarcan la totalidad del ciclo de ingeniería. Durante las etapas iniciales de diseño, permite evaluar diferentes configuraciones y comparar alternativas antes de realizar inversiones en prototipos o infraestructura física. Posteriormente, durante la fase de validación, facilita la identificación de errores de diseño, condiciones críticas de operación y oportunidades de mejora. En sistemas industriales complejos, la simulación también contribuye a la optimización del desempeño operativo. Mediante el análisis de múltiples escenarios es posible evaluar estrategias de control, determinar parámetros de funcionamiento y estimar

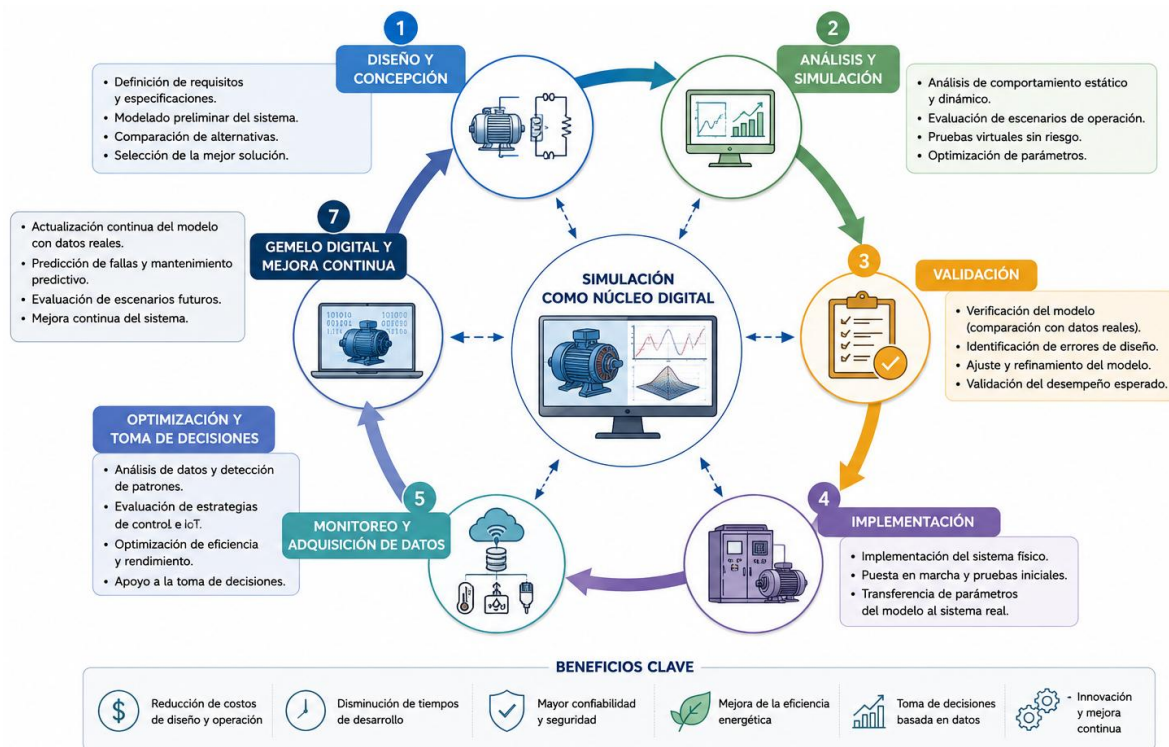
el comportamiento de los equipos bajo diferentes condiciones de carga. Esta capacidad resulta especialmente valiosa en aplicaciones donde las pruebas físicas implican elevados costos económicos o riesgos operativos.

Más recientemente, la simulación ha extendido su alcance hacia la etapa de operación de los sistemas. La integración con plataformas de monitoreo remoto y tecnologías IoT permite actualizar modelos virtuales utilizando información proveniente de sensores instalados en campo. Como consecuencia, los modelos dejan de representar únicamente escenarios hipotéticos y comienzan a funcionar como herramientas dinámicas de apoyo a la gestión industrial. La participación de la simulación dentro de los proyectos electromecánicos ha evolucionado desde una herramienta utilizada exclusivamente durante el diseño hacia una tecnología que acompaña todas las etapas del ciclo de vida de los sistemas. Actualmente, los modelos virtuales pueden emplearse para validar configuraciones, optimizar parámetros operativos, apoyar estrategias de mantenimiento y proporcionar información para la toma de decisiones basada en datos.

Esta evolución refleja un cambio en la forma de gestionar los sistemas electromecánicos, ya que la simulación deja de utilizarse únicamente para validar soluciones de ingeniería y pasa a convertirse en un recurso estratégico para apoyar la mejora continua durante todo el ciclo de vida de los activos. La posibilidad de combinar modelos virtuales con información obtenida en tiempo real permite reducir la incertidumbre en la toma de decisiones, optimizar el desempeño operativo y anticipar condiciones que podrían afectar la confiabilidad y la eficiencia de los procesos industriales. La figura 2.2 muestra la integración de la simulación a lo largo de las diferentes fases que conforman el ciclo de vida de los sistemas electromecánicos.

Figura 2.2.

Papel de la simulación en el ciclo de vida de los sistemas electromecánicos.



Como se observa en la figura 2.2, la simulación interviene desde las etapas iniciales de diseño y validación hasta los procesos de monitoreo y optimización en operación. Esta evolución ha sido impulsada por la incorporación de tecnologías digitales, sensores inteligentes y plataformas de análisis de datos que permiten actualizar continuamente los modelos virtuales. Como resultado, la simulación se ha convertido en un componente fundamental para el desarrollo de sistemas electromecánicos más eficientes, confiables y adaptables a las condiciones reales de operación.

2.2.1.3 Ventajas y limitaciones de la simulación

La adopción generalizada de herramientas de simulación responde a múltiples beneficios técnicos, económicos y operativos. Entre los más relevantes destacan la reducción de costos asociados al desarrollo de prototipos, la disminución de tiempos de diseño, la posibilidad de evaluar condiciones extremas sin comprometer la seguridad de personas o equipos y la capacidad de analizar fenómenos difíciles de observar directamente durante la operación real. Una de las principales fortalezas de la simulación radica en su capacidad para integrar fenómenos eléctricos, mecánicos, térmicos y de control dentro de un mismo entorno

de análisis, característica especialmente relevante para la ingeniería electromecánica, donde el desempeño global de los sistemas depende de la interacción entre múltiples subsistemas (Krause et al., 2013; Groover, 2019). La selección del nivel de complejidad del modelo constituye uno de los principales retos en el proceso de simulación. Un equilibrio adecuado entre precisión, tiempo de procesamiento y disponibilidad de información permite obtener modelos suficientemente representativos para apoyar el diseño y la toma de decisiones sin generar costos computacionales innecesarios.

Sin embargo, la simulación presenta limitaciones que deben considerarse durante la interpretación de resultados. La precisión de los modelos depende de la calidad de los datos utilizados, de las hipótesis de modelado adoptadas y del nivel de detalle con que se representen los fenómenos físicos involucrados. Un modelo excesivamente simplificado puede generar conclusiones alejadas de las condiciones reales de operación, mientras que modelos demasiado complejos pueden incrementar significativamente los requerimientos computacionales y dificultar su implementación práctica. Por esta razón, la simulación debe entenderse como una herramienta complementaria a la validación experimental. La combinación entre modelado, simulación y verificación física constituye actualmente una de las metodologías más robustas para el desarrollo de sistemas electromecánicos confiables y eficientes.

2.2.1.4 Principales áreas de aplicación

Las aplicaciones de la simulación abarcan prácticamente todos los ámbitos de la ingeniería electromecánica. En el área eléctrica se utiliza para analizar circuitos, sistemas de potencia, calidad de energía y electrónica de potencia. En máquinas eléctricas facilita el estudio de fenómenos electromagnéticos, térmicos y dinámicos asociados con motores y generadores. En automatización industrial permite validar estrategias de control, secuencias operativas y sistemas electroneumáticos antes de su implementación física. Asimismo, en el ámbito energético contribuye al análisis de eficiencia, integración de energías renovables y evaluación de estrategias de gestión de recursos.

La transformación digital ha ampliado aún más estas aplicaciones mediante la incorporación de sistemas de monitoreo inteligente, mantenimiento predictivo y gemelos digitales. Como resultado, la simulación ha dejado de ser una herramienta utilizada exclusivamente durante las etapas de diseño para convertirse en un componente estratégico dentro de los sistemas industriales modernos, contribuyendo a mejorar la confiabilidad operativa, la eficiencia energética y la capacidad de adaptación de los procesos productivos.

2.2.2 Herramientas y entornos de simulación para sistemas electromecánicos

El desarrollo de la simulación computacional ha estado acompañado por la aparición de plataformas especializadas capaces de representar fenómenos físicos con diferentes niveles de complejidad. A medida que los sistemas electromecánicos incorporaron elementos electrónicos, estrategias avanzadas de control y tecnologías digitales de supervisión, surgió la necesidad de disponer de herramientas capaces de integrar múltiples dominios de análisis dentro de un mismo entorno de trabajo. Como resultado, la simulación evolucionó desde programas orientados al análisis de circuitos individuales hacia plataformas multidisciplinarias capaces de modelar sistemas completos de generación, conversión y utilización de energía.

2.2.2.1 Evolución de los entornos de simulación

Las primeras herramientas de simulación estuvieron orientadas principalmente al análisis de circuitos eléctricos y electrónicos mediante métodos numéricos basados en SPICE (Simulation Program with Integrated Circuit Emphasis). Estas plataformas permitieron estudiar el comportamiento de componentes pasivos, dispositivos semiconductores y sistemas electrónicos de baja complejidad, constituyendo la base para el desarrollo posterior de herramientas más avanzadas. La evolución de los entornos de simulación no solo estuvo determinada por el aumento de la capacidad computacional, sino también por la necesidad de integrar disciplinas que tradicionalmente se analizaban de manera independiente. Esta convergencia permitió desarrollar modelos más representativos del comportamiento real de los sistemas electromecánicos, favoreciendo un enfoque de ingeniería más integral durante las etapas de diseño, validación y optimización.

El incremento de la capacidad computacional y la necesidad de modelar sistemas cada vez más complejos impulsaron la aparición de plataformas capaces de integrar fenómenos eléctricos, mecánicos, térmicos e hidráulicos dentro de un mismo entorno de simulación. Este avance permitió representar con mayor precisión el comportamiento de sistemas electromecánicos reales, favoreciendo la validación de diseños y la optimización de procesos industriales antes de su implementación física. Actualmente, la tendencia dominante se orienta hacia plataformas que combinan simulación, adquisición de datos, inteligencia artificial y conectividad industrial. Estas capacidades han convertido a los entornos de simulación en componentes fundamentales para el desarrollo de gemelos digitales y estrategias avanzadas de supervisión asociadas con la Industria 4.0 (Schwab, 2016; Tao et al., 2019).

2.2.2.2 Clasificación de plataformas de simulación

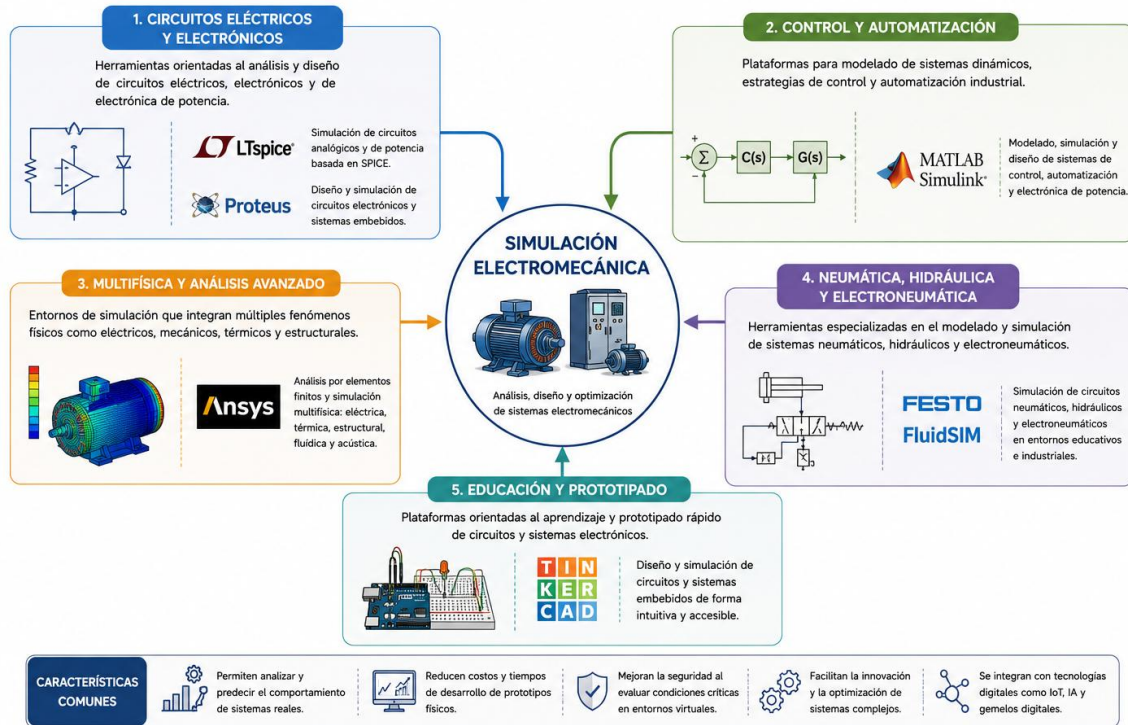
Desde esta perspectiva, las plataformas de simulación utilizadas en ingeniería electromecánica pueden agruparse en cuatro grandes categorías. La primera corresponde a las herramientas orientadas al análisis de circuitos eléctricos y electrónicos, empleadas para estudiar fenómenos relacionados con corriente continua, corriente alterna, electrónica analógica, electrónica digital y electrónica de potencia. Una segunda categoría incluye los entornos especializados en sistemas de control y automatización, donde es posible desarrollar algoritmos de regulación, modelar procesos dinámicos y evaluar estrategias de control industrial.

Una tercera categoría está integrada por plataformas destinadas al análisis de máquinas eléctricas y fenómenos electromagnéticos, las cuales permiten estudiar la distribución de campos magnéticos, pérdidas energéticas, comportamiento térmico y desempeño dinámico de motores y generadores. Finalmente, las herramientas de simulación multidominio posibilitan la integración simultánea de variables eléctricas, mecánicas, térmicas e hidráulicas, proporcionando una representación más completa de los sistemas electromecánicos complejos presentes en la industria moderna. Las categorías descritas evidencian que las herramientas de simulación disponibles actualmente responden a necesidades específicas de análisis dentro de la ingeniería electromecánica. Algunas se orientan al estudio de circuitos eléctricos y electrónicos, mientras que otras permiten integrar fenómenos multifísicos y procesos completos de automatización industrial.

Aunque esta clasificación permite distinguir las principales funciones de los entornos de simulación, en la práctica los proyectos electromecánicos suelen combinar varias plataformas para aprovechar las fortalezas particulares de cada una. La interoperabilidad entre diferentes herramientas favorece el intercambio de modelos, la validación de resultados y el desarrollo de soluciones más completas, especialmente en aplicaciones asociadas con la automatización industrial y la transformación digital. La figura 2.3 presenta una clasificación general de las principales plataformas utilizadas en este campo y sus áreas de aplicación predominantes.

Figura 2.3.

Clasificación de plataformas de simulación utilizadas en ingeniería electromecánica.



Como se observa en la figura 2.3, las plataformas de simulación pueden agruparse según el dominio físico predominante y el tipo de problema que resuelven. Esta clasificación permite identificar las fortalezas particulares de cada entorno de trabajo y comprender por qué los proyectos electromecánicos modernos suelen requerir la integración de múltiples herramientas para abordar de manera simultánea aspectos eléctricos, mecánicos, térmicos y de control.

2.2.2.3 Comparación de herramientas utilizadas en ingeniería electromecánica

La diversidad de aplicaciones presentes en la ingeniería electromecánica ha favorecido la adopción de múltiples plataformas de simulación, cada una con fortalezas particulares. La selección de una herramienta adecuada depende de factores como el tipo de sistema bajo estudio, el nivel de detalle requerido, la disponibilidad de modelos predefinidos y los objetivos específicos del análisis. Entre las plataformas más utilizadas destacan MATLAB/Simulink, ampliamente empleado para el desarrollo de sistemas dinámicos y estrategias de control; ANSYS, especializado en análisis por elementos finitos y fenómenos multifísicos; LTspice y Proteus, orientados al estudio de circuitos eléctricos y electrónicos; así como FluidSIM, utilizado en el modelado de sistemas neumáticos, hidráulicos y electroneumáticos. Con el propósito de identificar sus principales características y ámbitos de aplicación, la tabla 2.2 presenta una comparación general de las herramientas más utilizadas en ingeniería electromecánica.

Tabla 2.2.*Comparación de plataformas de simulación utilizadas en ingeniería electromecánica.*

Plataforma	Especialidad principal	Aplicaciones típicas	Ámbito de uso predominante
MATLAB/Simulink	Sistemas dinámicos y control	Motores, controladores, electrónica de potencia	Académico e industrial
ANSYS	Elementos finitos y multifísica	Máquinas eléctricas, análisis térmico y estructural	Industrial y de investigación
LTspice	Circuitos electrónicos	Convertidores, filtros, electrónica de potencia	Académico e industrial
Proteus	Electrónica y sistemas embebidos	Microcontroladores y prototipos virtuales	Académico
FluidSIM	Neumática e hidráulica	Automatización industrial	Académico e industrial
Tinkercad	Formación básica	Circuitos y sistemas embebidos	Educativo

Además de las características individuales de cada plataforma, resulta importante considerar que su utilización suele responder a objetivos específicos dentro del proceso de ingeniería. En entornos educativos ha cobrado especial relevancia Tinkercad por su facilidad de uso y su capacidad para apoyar el aprendizaje de circuitos eléctricos y sistemas embebidos. En aplicaciones industriales, por el contrario, es frecuente combinar diferentes herramientas para aprovechar las fortalezas particulares de cada una. Un sistema electromecánico moderno puede requerir ANSYS para evaluar fenómenos térmicos y electromagnéticos, MATLAB/Simulink para desarrollar estrategias de control y LTspice para validar etapas electrónicas de potencia. Esta integración refleja la naturaleza multidisciplinaria de la ingeniería electromecánica contemporánea.

2.2.2.4 Criterios para la selección de plataformas

La elección de una plataforma de simulación debe realizarse considerando tanto aspectos técnicos como operativos. Entre los criterios más relevantes se encuentran la precisión de los modelos, la capacidad de integración con otros entornos de software, la disponibilidad de bibliotecas especializadas, los requerimientos computacionales y la facilidad de validación experimental.

En aplicaciones académicas suelen priorizarse herramientas con interfaces intuitivas y recursos didácticos que faciliten el aprendizaje. En contraste, los entornos industriales demandan plataformas capaces de representar fenómenos complejos, gestionar grandes volúmenes de datos y vincularse con sistemas de monitoreo y automatización en tiempo real. La creciente integración entre simulación, Internet Industrial de las Cosas e inteligencia artificial sugiere que las futuras generaciones de plataformas evolucionarán hacia ecosistemas digitales cada vez más conectados, donde los modelos virtuales interactúen continuamente

con activos físicos para apoyar procesos de optimización, mantenimiento predictivo y toma de decisiones basada en datos.

2.2.3 Simulación de sistemas eléctricos y electrónicos

La simulación de sistemas eléctricos y electrónicos constituye una de las aplicaciones más consolidadas dentro de la ingeniería electromecánica debido a su capacidad para representar matemáticamente el comportamiento de circuitos, dispositivos y sistemas de potencia bajo diferentes condiciones operativas. Estas herramientas permiten evaluar escenarios complejos antes de la implementación física de los sistemas, contribuyendo a reducir costos de desarrollo y mejorar la confiabilidad de los diseños (Banks et al., 2010; Law, 2015; Dorf & Svoboda, 2021). Además de reducir los tiempos y costos asociados con el desarrollo de prototipos, la simulación facilita el análisis de condiciones de operación normales y de falla, permitiendo optimizar el desempeño energético, evaluar estrategias de protección y validar configuraciones antes de su implementación. Estas capacidades han convertido a la simulación en una herramienta esencial para el diseño, la modernización y la operación eficiente de los sistemas eléctricos y electrónicos.

2.2.3.1 Modelado y análisis en corriente continua

El análisis en corriente continua representa uno de los fundamentos del modelado eléctrico. Este tipo de simulación permite estudiar la distribución de voltajes, corrientes y potencias en sistemas que operan bajo condiciones estacionarias, proporcionando una base para la validación de diseños eléctricos y electrónicos. Aunque los principios asociados a la Ley de Ohm y las Leyes de Kirchhoff continúan siendo la base del análisis eléctrico, las plataformas modernas de simulación permiten extender estos conceptos hacia redes complejas de distribución, sistemas electrónicos de potencia y aplicaciones industriales de gran escala (Alexander & Sadiku, 2022; Nilsson & Riedel, 2023).

La simulación en corriente continua constituye, además, un entorno adecuado para verificar el comportamiento de los modelos antes de incorporar condiciones dinámicas más complejas. La posibilidad de analizar estados estacionarios facilita la identificación de errores de diseño, la validación de parámetros eléctricos y la evaluación preliminar del desempeño de los circuitos, reduciendo la necesidad de realizar modificaciones durante etapas posteriores del desarrollo. En aplicaciones electromecánicas, los análisis en corriente continua son utilizados para el diseño de sistemas de alimentación, circuitos de instrumentación, sistemas de control y convertidores electrónicos. La capacidad de modificar parámetros y observar su efecto sobre el comportamiento del sistema favorece la

identificación de configuraciones más eficientes y confiables durante las etapas iniciales de diseño.

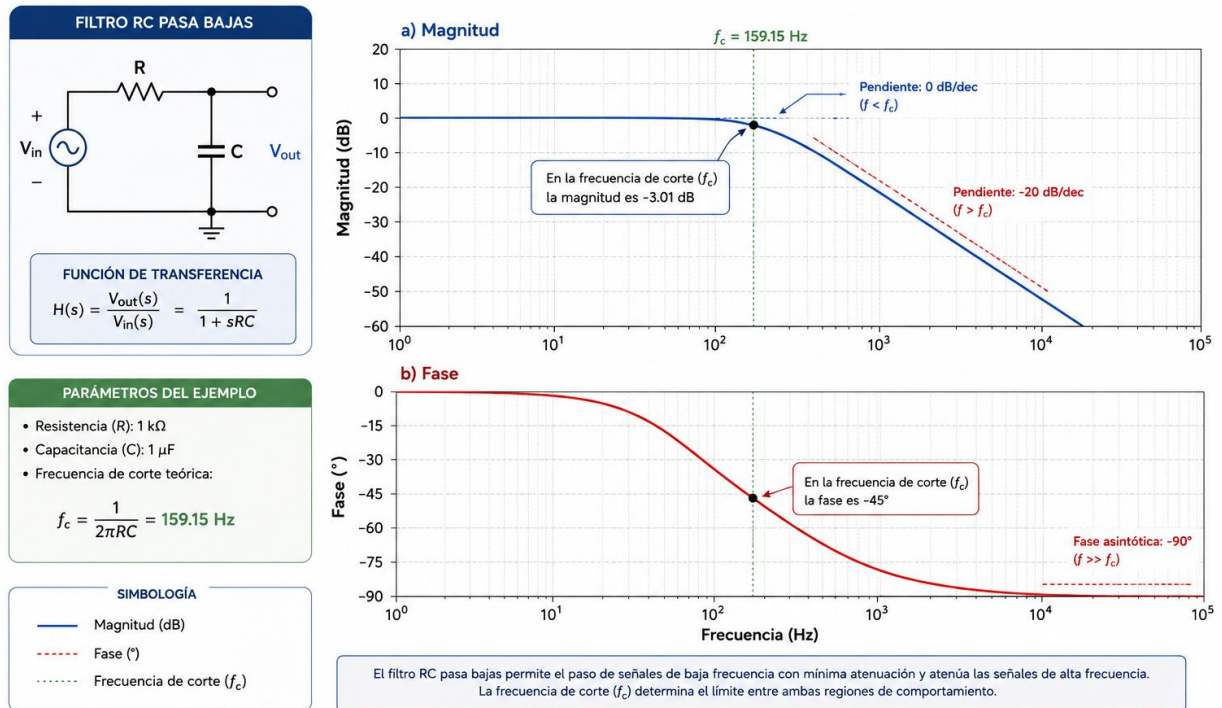
2.2.3.2 Análisis en corriente alterna y respuesta en frecuencia

Cuando los sistemas operan bajo señales variables en el tiempo, la simulación en corriente alterna adquiere una importancia fundamental para evaluar el comportamiento dinámico de los circuitos. El análisis en corriente alterna constituye una herramienta fundamental para estudiar el comportamiento dinámico de filtros, sistemas de control y circuitos electrónicos sometidos a señales variables en el tiempo (Hayt et al., 2019; Oppenheim et al., 2020).

Una de las herramientas más utilizadas para este propósito es el análisis de respuesta en frecuencia, cuyos resultados suelen representarse mediante diagramas de Bode. Estas representaciones gráficas permiten identificar parámetros relevantes como frecuencia de corte, márgenes de estabilidad, atenuación de señales y comportamiento dinámico del sistema. En consecuencia, constituyen un recurso ampliamente utilizado en el diseño de sistemas de control industrial, electrónica de potencia y acondicionamiento de señales (Dorf & Bishop, 2021; Ogata, 2020). La figura 2.4 presenta un ejemplo de respuesta en frecuencia obtenida mediante simulación para un filtro RC pasa bajas, ilustrando la variación de la magnitud de la señal conforme aumenta la frecuencia de operación.

Figura 2.4.

Respuesta en frecuencia (diagrama de Bode) de un filtro RC pasa bajas.



Como se observa en la figura 2.4, las componentes de baja frecuencia atraviesan el sistema con una atenuación reducida, mientras que las señales de frecuencia elevada experimentan una disminución progresiva de amplitud. Este comportamiento constituye la base de numerosas aplicaciones relacionadas con filtrado, instrumentación y procesamiento de señales.

2.2.3.3 Simulación de fenómenos transitorios

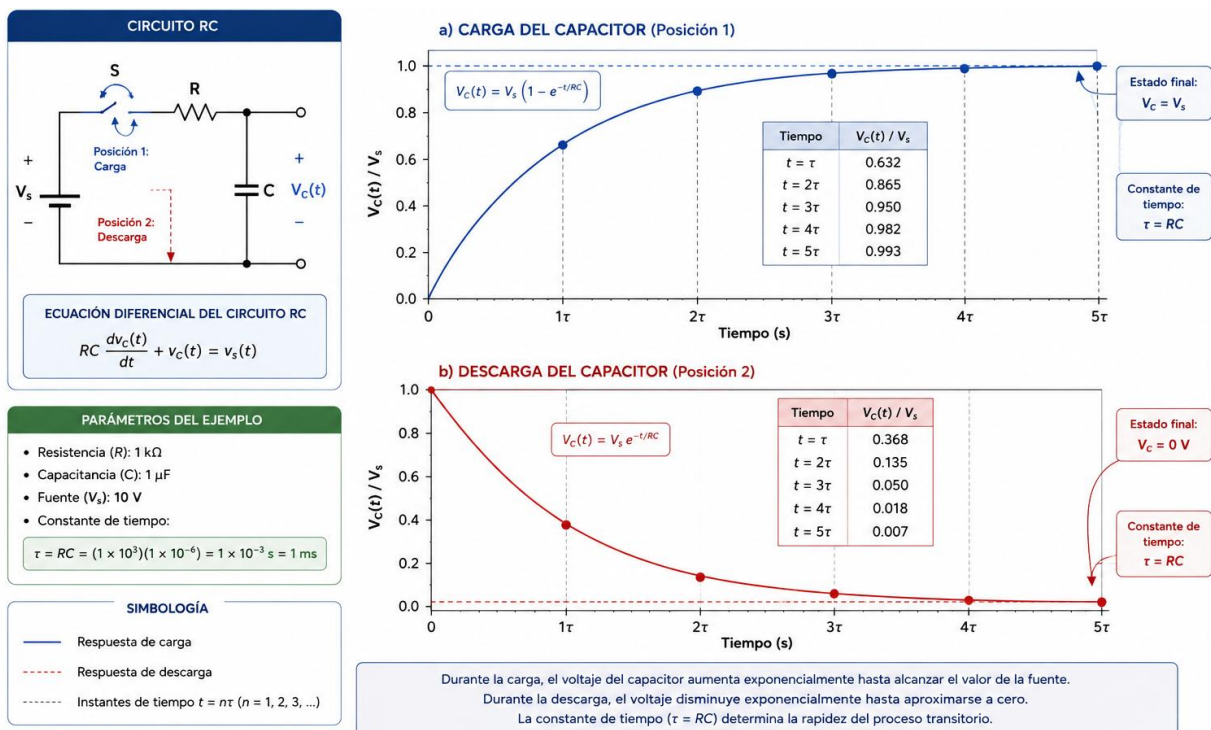
Estos eventos pueden provocar esfuerzos eléctricos y térmicos que afectan el desempeño, la estabilidad y la vida útil de los equipos, razón por la cual su análisis constituye una etapa fundamental durante el diseño y la validación de sistemas industriales (Chapman, 2023; Krause et al., 2013).

La simulación temporal permite estudiar la evolución de variables eléctricas durante estos eventos, facilitando la identificación de sobretensiones, corrientes de irrupción y tiempos de respuesta asociados a los diferentes componentes del sistema. Este tipo de análisis resulta especialmente relevante en sistemas de control, electrónica de potencia y accionamientos eléctricos, donde la respuesta dinámica condiciona la estabilidad y confiabilidad de la operación.

La simulación de fenómenos transitorios permite evaluar escenarios que, en condiciones reales, podrían representar riesgos para los equipos o implicar elevados costos de experimentación. Además de facilitar la validación de estrategias de protección y control, este tipo de análisis contribuye a optimizar el dimensionamiento de componentes y a verificar el comportamiento del sistema ante condiciones de operación críticas. La figura 2.5 muestra el comportamiento transitorio de un circuito RC durante los procesos de carga y descarga de un capacitor, fenómeno ampliamente utilizado en sistemas de temporización, filtrado y control.

Figura 2.5.

Respuesta transitoria de un circuito RC carga y descarga de un capacitor.



La comprensión de estos fenómenos permite desarrollar estrategias orientadas a minimizar esfuerzos eléctricos, mejorar la calidad de energía y aumentar la vida útil de los componentes.

2.2.3.4 Aplicaciones en electrónica de potencia y calidad de energía

La creciente incorporación de convertidores electrónicos ha incrementado la preocupación por los efectos asociados a la distorsión armónica y la calidad de energía en instalaciones industriales modernas (Bollen & Hassan, 2011; Arrillaga & Watson, 2018). Equipos como variadores de frecuencia, rectificadores e inversores pueden generar armónicos que afectan el desempeño de motores, transformadores y sistemas de distribución eléctrica. Estas herramientas también desempeñan un papel relevante en el análisis de sistemas fotovoltaicos, almacenamiento energético y microrredes inteligentes, áreas consideradas estratégicas para la transición energética y la digitalización industrial (IEA, 2024; Siano, 2014).

Mediante simulación es posible evaluar la distorsión armónica, diseñar estrategias de compensación y analizar el impacto de diferentes configuraciones de control sobre la eficiencia energética del sistema. Mediante simulación es posible evaluar la distorsión armónica, diseñar estrategias de compensación y analizar el impacto de diferentes configuraciones de control sobre la eficiencia energética del sistema. Estas capacidades permiten optimizar el funcionamiento de los convertidores electrónicos, mejorar la calidad de energía y verificar el cumplimiento de criterios técnicos antes de la implementación física de las soluciones propuestas.

2.2.4 Simulación de sistemas electromecánicos y de control

La creciente complejidad de los procesos industriales ha impulsado la necesidad de herramientas capaces de representar de manera integrada los fenómenos eléctricos, mecánicos y de control presentes en los sistemas electromecánicos modernos. En este contexto, la simulación constituye un recurso fundamental para analizar el comportamiento dinámico de equipos y procesos antes de su implementación física, permitiendo evaluar estrategias de operación, optimizar parámetros de desempeño y reducir riesgos asociados al desarrollo de nuevas soluciones tecnológicas (Groover, 2019; Krause et al., 2013).

2.2.4.1 Simulación de máquinas eléctricas

Las máquinas eléctricas representan uno de los principales campos de aplicación de la simulación dentro de la ingeniería electromecánica. Motores de inducción, motores síncronos y generadores eléctricos pueden modelarse mediante herramientas especializadas que permiten estudiar fenómenos electromagnéticos, térmicos y mecánicos asociados a su funcionamiento (Chapman, 2023; Krause et al., 2013).

La simulación facilita el análisis de variables como velocidad, torque, corriente, eficiencia y pérdidas energéticas bajo diferentes condiciones de operación. Esta capacidad resulta particularmente relevante durante el diseño de accionamientos industriales, donde pequeñas modificaciones en los parámetros del sistema pueden producir cambios significativos en el rendimiento energético y la confiabilidad operativa. Además, los modelos virtuales permiten evaluar situaciones difíciles de reproducir experimentalmente, como arranques frecuentes, variaciones bruscas de carga o condiciones de falla, contribuyendo al desarrollo de estrategias orientadas a mejorar la vida útil de los equipos y reducir costos de mantenimiento.

2.2.4.2 Simulación de sistemas de control

Los sistemas de control constituyen el mecanismo mediante el cual los procesos industriales mantienen condiciones de operación estables frente a perturbaciones internas y externas. La simulación permite analizar el comportamiento dinámico de estos sistemas antes de su implementación, facilitando el ajuste de parámetros y la evaluación de diferentes estrategias de control (Dorf & Bishop, 2021; Ogata, 2020).

Entre las aplicaciones más comunes se encuentran los controladores PID, ampliamente utilizados en procesos industriales relacionados con temperatura, presión, velocidad y posición. Mediante simulación es posible analizar indicadores de desempeño como tiempo de establecimiento, sobreimpulso, error en estado estacionario y estabilidad del sistema, permitiendo seleccionar configuraciones que satisfagan los requerimientos operativos de cada aplicación. El desarrollo reciente de técnicas avanzadas de control, incluyendo control adaptativo, control predictivo basado en modelos y algoritmos apoyados por inteligencia artificial, ha incrementado aún más la importancia de los entornos de simulación como plataformas para la validación de nuevas estrategias antes de su implementación en sistemas reales.

2.2.4.3 Simulación de automatización industrial

La automatización industrial integra sensores, actuadores, controladores y sistemas de supervisión con el propósito de incrementar la productividad, mejorar la calidad de los productos y optimizar el uso de recursos. Dentro de este contexto, la simulación permite validar secuencias operativas, verificar la interacción entre equipos y analizar el comportamiento global de los procesos industriales (Groover, 2019).

Las herramientas de simulación empleadas en automatización incluyen entornos para modelado de PLC, sistemas electroneumáticos, procesos hidráulicos y líneas de manufactura automatizadas. Estas plataformas facilitan la detección temprana de errores de programación, conflictos de operación y posibles condiciones de riesgo antes de la puesta en marcha de los sistemas físicos. La posibilidad de evaluar escenarios virtuales contribuye a reducir tiempos de implementación y costos asociados a modificaciones posteriores, mejorando la eficiencia de los proyectos industriales.

2.2.4.4 Aplicaciones en mantenimiento y optimización operativa

Más allá de las etapas de diseño y validación, la simulación desempeña un papel cada vez más relevante durante la operación de los sistemas electromecánicos. La integración de modelos virtuales con datos obtenidos mediante sensores permite supervisar continuamente el estado de los equipos y detectar desviaciones respecto a las condiciones normales de funcionamiento (Lee et al., 2015; Tao et al., 2019). Esta capacidad favorece el desarrollo de estrategias de mantenimiento predictivo orientadas a identificar fallas potenciales antes de que generen interrupciones en la operación. De manera complementaria, los modelos de simulación permiten evaluar alternativas para reducir consumos energéticos, optimizar parámetros de operación y mejorar la utilización de los recursos disponibles.

Como resultado, la simulación ha evolucionado desde una herramienta utilizada principalmente durante el diseño hacia una tecnología estratégica para la gestión integral de activos industriales, contribuyendo a incrementar la confiabilidad, eficiencia y sostenibilidad de los sistemas electromecánicos modernos. Esta evolución ha ampliado considerablemente el alcance de la simulación, permitiendo su aplicación en actividades que abarcan desde el diseño y la validación hasta la supervisión, el mantenimiento predictivo y la gestión energética de los activos industriales. La tabla 2.3 resume las principales áreas de aplicación, las variables comúnmente evaluadas y los beneficios asociados a cada una de ellas.

Tabla 2.3.

Aplicaciones de la simulación en sistemas electromecánicos y de control.

Área	Variables analizadas	Contribución de la simulación
Máquinas eléctricas	Corriente, torque, velocidad, temperatura	Optimización energética y confiabilidad
Sistemas de control	Tiempo de respuesta, estabilidad, error	Mejora del desempeño dinámico
Automatización industrial	Secuencias operativas, lógica PLC	Reducción de errores de implementación
Mantenimiento predictivo	Vibración, temperatura, consumo energético	Detección temprana de fallas
Gestión energética	Potencia, eficiencia, factor de carga	Optimización de recursos

Como se observa en la tabla 2.3, la simulación ha ampliado significativamente su campo de aplicación dentro de la ingeniería electromecánica. Aunque tradicionalmente se asociaba al diseño y validación de sistemas, actualmente también desempeña un papel relevante en actividades relacionadas con la supervisión operativa, la gestión energética y el mantenimiento predictivo. Esta evolución refleja la creciente integración entre modelos virtuales, sensores inteligentes y tecnologías de análisis de datos, características que constituyen la base de los sistemas industriales digitalizados.

2.2.5 Simulación para eficiencia energética y transformación digital

La transformación digital de los sistemas industriales ha modificado significativamente el papel que desempeña la simulación dentro de la ingeniería electromecánica. Mientras que tradicionalmente los modelos virtuales eran utilizados principalmente durante las etapas de diseño y validación, actualmente forman parte de ecosistemas digitales capaces de interactuar continuamente con equipos físicos, sensores inteligentes y plataformas avanzadas de análisis de datos. Esta evolución ha convertido a la simulación en una herramienta estratégica para incrementar la eficiencia energética, optimizar procesos productivos y apoyar la toma de decisiones basada en información en tiempo real (Schwab, 2016; Lee et al., 2015).

2.2.5.1 Simulación aplicada a la eficiencia energética

La eficiencia energética constituye uno de los principales desafíos para la industria moderna debido a su impacto económico, ambiental y operativo. En este contexto, la simulación permite analizar el comportamiento energético de equipos y procesos antes de su implementación física, facilitando la identificación de oportunidades de mejora y la evaluación de diferentes estrategias de optimización (Siano, 2014).

Los modelos de simulación pueden aplicarse a una amplia variedad de sistemas electromecánicos, entre ellos sistemas de bombeo, motores eléctricos, instalaciones de climatización, redes de distribución eléctrica y procesos industriales complejos. Mediante el análisis de múltiples escenarios operativos es posible estimar consumos energéticos, identificar pérdidas y evaluar alternativas orientadas a incrementar la eficiencia global de los sistemas. La capacidad de realizar evaluaciones virtuales reduce la necesidad de pruebas físicas extensivas y permite seleccionar configuraciones que equilibren desempeño técnico, costos operativos y sostenibilidad energética.

2.2.5.2 Integración con IoT y monitoreo inteligente

La expansión del Internet de las Cosas ha permitido que los sistemas electromecánicos generen grandes volúmenes de información mediante sensores distribuidos a lo largo de los procesos industriales. Variables como corriente, voltaje, temperatura, vibración y velocidad pueden adquirirse continuamente y transmitirse hacia plataformas de supervisión para su análisis y almacenamiento (Atzori et al., 2010; Lee et al., 2015).

La integración de estas fuentes de información con modelos de simulación permite desarrollar representaciones digitales más precisas y dinámicas. En lugar de trabajar únicamente con condiciones teóricas de operación, los modelos pueden actualizarse utilizando datos reales provenientes del sistema físico, mejorando la capacidad de diagnóstico y predicción. Esta convergencia entre simulación e IoT ha impulsado el desarrollo de sistemas de monitoreo inteligente capaces de identificar desviaciones operativas, detectar patrones anómalos y apoyar estrategias de mantenimiento predictivo orientadas a reducir tiempos de inactividad y costos asociados a fallas inesperadas.

2.2.5.3 Gemelos digitales y simulación en tiempo real

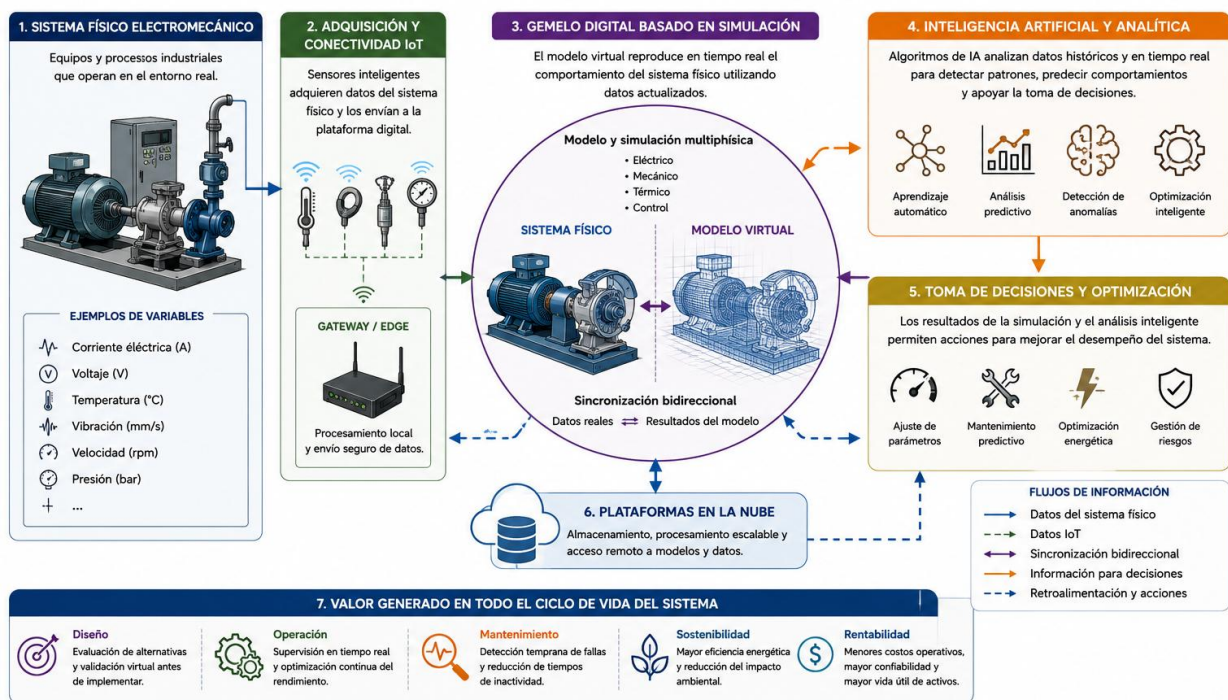
Uno de los desarrollos más relevantes derivados de la integración entre simulación, conectividad y análisis de datos es el concepto de gemelo digital. Un gemelo digital puede definirse como una representación virtual de un activo físico que recibe información en tiempo real y reproduce continuamente su estado operativo mediante modelos computacionales actualizados (Grieves & Vickers, 2017; Tao et al., 2019). A diferencia de los modelos tradicionales, los gemelos digitales no permanecen estáticos una vez finalizado el diseño del sistema. Su comportamiento evoluciona continuamente conforme reciben datos procedentes de sensores instalados en el entorno físico. Esta capacidad permite anticipar

condiciones de falla, evaluar escenarios futuros y optimizar estrategias de operación sin afectar directamente el proceso real.

En aplicaciones electromecánicas, los gemelos digitales han sido implementados para supervisar motores eléctricos, sistemas de bombeo, líneas de producción automatizadas y redes energéticas inteligentes. Su utilización contribuye a mejorar la confiabilidad operativa y a incrementar la eficiencia de los procesos industriales mediante decisiones fundamentadas en información actualizada. La interacción entre modelos virtuales, sensores inteligentes y plataformas de análisis ha dado origen a arquitecturas digitales capaces de supervisar y optimizar continuamente los sistemas industriales. La figura 2.6 muestra la integración de estas tecnologías dentro del proceso de transformación digital de los sistemas electromecánicos.

Figura 2.6

Integración de simulación, IoT, inteligencia artificial y gemelos digitales en la transformación digital de sistemas electromecánicos.



2.2.5.4 Inteligencia artificial aplicada a la simulación

La incorporación de técnicas de inteligencia artificial ha ampliado significativamente las capacidades de los entornos de simulación. Algoritmos de aprendizaje automático pueden utilizarse para identificar patrones de comportamiento, estimar variables difíciles de medir y desarrollar modelos predictivos capaces de complementar los enfoques tradicionales basados exclusivamente en principios físicos (Goodfellow et al., 2016; Qi & Tao, 2021). En el ámbito electromecánico, estas tecnologías permiten desarrollar sistemas de mantenimiento predictivo, optimización energética y control inteligente que aprovechan simultáneamente información histórica, datos en tiempo real y modelos de simulación. Como resultado, los sistemas digitales pueden adaptarse de manera más eficiente a cambios operativos y condiciones variables del entorno industrial.

La incorporación de técnicas de inteligencia artificial en los entornos de simulación no sustituye los modelos físicos tradicionales, sino que los complementa mediante el análisis de grandes volúmenes de datos y la identificación de relaciones complejas que difícilmente podrían obtenerse utilizando enfoques convencionales. Esta combinación favorece el desarrollo de modelos híbridos más precisos, robustos y adaptables a las condiciones reales de operación.

La convergencia entre simulación, Internet de las Cosas, inteligencia artificial y computación en la nube ha dado origen a nuevos ecosistemas digitales capaces de mejorar significativamente la supervisión, predicción y optimización de los sistemas electromecánicos. Cada una de estas tecnologías aporta capacidades específicas que, al integrarse, permiten desarrollar soluciones más inteligentes y adaptables para los entornos industriales modernos. La tabla 2.4 resume las principales tecnologías emergentes asociadas a la simulación inteligente y algunas de sus aplicaciones dentro de la ingeniería electromecánica.

Tabla 2.4.

Tecnologías emergentes asociadas a la simulación inteligente.

Tecnología	Función principal	Aplicación electromecánica
IoT	Captura de datos	Monitoreo de equipos
Big Data	Gestión de información	Análisis de desempeño
Gemelo digital	Representación virtual	Supervisión en tiempo real
Inteligencia artificial	Predicción y optimización	Mantenimiento predictivo
Computación en la nube	Procesamiento distribuido	Simulación colaborativa

Como se observa en la Tabla 2.4, la simulación ya no opera como una herramienta aislada dentro de los procesos de ingeniería, sino como parte de un

entorno digital interconectado donde convergen tecnologías de adquisición de datos, análisis avanzado y procesamiento distribuido. Esta integración permite que los modelos virtuales evolucionen continuamente a partir de información proveniente de los sistemas físicos, incrementando la precisión de los análisis y la capacidad de respuesta ante condiciones cambiantes de operación. En consecuencia, la simulación inteligente se perfila como uno de los elementos fundamentales para el desarrollo de fábricas digitales, sistemas energéticos avanzados y procesos industriales alineados con los principios de la Industria 4.0 y la futura transición hacia la Industria 5.0.

2.3. Aplicaciones prácticas y perspectivas futuras

Esta sección es muy importante porque permite que el capítulo no termine únicamente en conceptos y tecnologías, sino que muestre cómo la simulación impacta problemas reales de la ingeniería electromecánica y hacia dónde se dirige su evolución.

2.3.1 Aplicaciones industriales en ingeniería electromecánica

La adopción de herramientas de simulación ha transformado significativamente los procesos de diseño, operación y mantenimiento dentro de la ingeniería electromecánica. La capacidad de representar virtualmente sistemas complejos permite evaluar múltiples escenarios operativos antes de realizar inversiones en infraestructura física, reduciendo riesgos técnicos y mejorando la eficiencia de los procesos industriales (Groover, 2019; Tao et al., 2019). Uno de los campos donde la simulación ha demostrado mayor impacto es el análisis y optimización de sistemas de accionamiento eléctrico. Motores de inducción, motores síncronos y variadores de frecuencia pueden modelarse para evaluar estrategias de control, estimar pérdidas energéticas y analizar el comportamiento dinámico bajo diferentes condiciones de carga. Estas capacidades contribuyen a incrementar la eficiencia energética y a prolongar la vida útil de los equipos industriales (Chapman, 2023; Krause et al., 2013).

En los sistemas de bombeo industrial, ampliamente utilizados en los sectores agrícola, hidráulico y manufacturero, la simulación permite determinar puntos óptimos de operación, analizar curvas de rendimiento y evaluar alternativas para reducir el consumo energético. La integración de modelos hidráulicos con estrategias de control facilita la implementación de sistemas más eficientes y adaptables a las variaciones de demanda (Siano, 2014). La automatización industrial constituye otro ámbito donde la simulación desempeña un papel estratégico. La validación virtual de secuencias de operación, sistemas

electroneumáticos y programas de control reduce significativamente los tiempos de puesta en marcha y minimiza la probabilidad de errores durante la implementación de los procesos productivos. Como resultado, las organizaciones pueden incrementar la productividad y mejorar la confiabilidad de sus sistemas automatizados (Groover, 2019).

En el sector energético, las herramientas de simulación son ampliamente utilizadas para el análisis de redes eléctricas, integración de energías renovables y evaluación de estrategias de gestión energética. Estas aplicaciones permiten estudiar el comportamiento de sistemas complejos ante diferentes escenarios de generación y demanda, facilitando la toma de decisiones orientadas a mejorar la sostenibilidad y resiliencia de la infraestructura energética (IEA, 2024). Las aplicaciones industriales de la simulación abarcan diversos sectores productivos y contribuyen al desarrollo de sistemas más eficientes, confiables y sostenibles.

Más allá de los beneficios obtenidos de manera individual en cada aplicación, la simulación permite abordar los sistemas electromecánicos desde una perspectiva integral, considerando la interacción entre componentes eléctricos, mecánicos, hidráulicos y de control. Este enfoque facilita la evaluación de estrategias multidisciplinarias orientadas a incrementar la eficiencia operativa, reducir costos de mantenimiento y mejorar la sostenibilidad de los procesos industriales. La tabla 2.5 presenta algunos ejemplos representativos de aplicaciones industriales dentro de la ingeniería electromecánica.

Tabla 2.5.

Aplicaciones industriales de la simulación en ingeniería electromecánica

Sector	Aplicación	Contribución de la simulación
Manufactura	Automatización de líneas de producción	Incremento de productividad
Energía	Análisis de redes eléctricas	Optimización energética
Bombeo industrial	Evaluación de estrategias de operación	Reducción del consumo eléctrico
Máquinas eléctricas	Diseño y validación de motores	Mayor eficiencia y confiabilidad
Mantenimiento	Diagnóstico predictivo	Disminución de fallas
Energías renovables	Integración de sistemas fotovoltaicos	Mejor aprovechamiento energético

Como se aprecia en la tabla 2.5, las aplicaciones de la simulación abarcan prácticamente todas las áreas de la ingeniería electromecánica. Esta diversidad evidencia que los modelos virtuales han dejado de ser herramientas exclusivas de diseño para convertirse en componentes estratégicos dentro de la operación y gestión de sistemas industriales complejos. La incorporación de sensores inteligentes, plataformas IoT y modelos predictivos ha ampliado aún más el alcance de estas aplicaciones. Actualmente, la simulación puede integrarse con datos

operativos en tiempo real para apoyar actividades de mantenimiento predictivo, supervisión continua y optimización dinámica de procesos, consolidándose como una herramienta esencial para la transformación digital de los entornos industriales modernos (Lee et al., 2015; Qi & Tao, 2021).

2.3.2 Simulación como soporte para Industria 4.0 e Industria 5.0

La evolución de la simulación computacional ha estado estrechamente vinculada con los cambios tecnológicos impulsados por la Industria 4.0. Este paradigma promueve la integración de sistemas físicos y digitales mediante tecnologías como Internet de las Cosas, computación en la nube, inteligencia artificial y análisis avanzado de datos, con el propósito de incrementar la eficiencia, flexibilidad y capacidad de adaptación de los procesos industriales (Lasi et al., 2014; Schwab, 2016). Bajo esta situación, la simulación desempeña un papel fundamental al proporcionar representaciones virtuales que permiten analizar el comportamiento de sistemas complejos sin intervenir directamente sobre los procesos reales. La capacidad de evaluar escenarios alternativos, optimizar parámetros operativos y anticipar condiciones de falla convierte a los modelos de simulación en herramientas estratégicas para la toma de decisiones basada en datos (Lee et al., 2015).

Uno de los principales aportes de la simulación a la Industria 4.0 es su integración con los sistemas ciberfísicos. Estos sistemas combinan sensores, redes de comunicación, plataformas digitales y modelos computacionales para supervisar continuamente el estado de los procesos industriales. La interacción permanente entre el entorno físico y el entorno virtual permite generar información de alto valor para actividades relacionadas con mantenimiento predictivo, gestión energética y optimización operativa (Tao et al., 2019). La consolidación de los gemelos digitales representa una de las expresiones más avanzadas de esta integración. Mediante la sincronización continua entre activos físicos y modelos virtuales, debido a que facilitan el análisis en tiempo real de variables operativas, la evaluación de escenarios futuros y la implementación de estrategias orientadas a mejorar la confiabilidad de los sistemas electromecánicos (Grieves & Vickers, 2017; Qi & Tao, 2021).

La integración de la simulación con sistemas ciberfísicos y gemelos digitales representa un cambio de paradigma en la gestión de los sistemas industriales, al permitir una interacción continua entre el mundo físico y el entorno virtual. Esta capacidad no solo mejora la supervisión y el diagnóstico de los procesos, sino que también facilita la evaluación de estrategias de optimización y la toma de decisiones fundamentadas en información actualizada, fortaleciendo la eficiencia y la capacidad de adaptación de los sistemas electromecánicos.

Más recientemente, la evolución hacia la Industria 5.0 ha ampliado el alcance de estas tecnologías al incorporar una visión centrada en la colaboración entre seres humanos y sistemas inteligentes. A diferencia de la Industria 4.0, cuyo enfoque principal se orienta hacia la automatización y digitalización de los procesos, la Industria 5.0 promueve la integración equilibrada entre innovación tecnológica, sostenibilidad y bienestar humano (European Commission, 2021). La simulación adquiere una relevancia adicional al facilitar la evaluación de estrategias orientadas a optimizar el uso de recursos, reducir impactos ambientales y mejorar las condiciones de operación de los sistemas productivos. La posibilidad de analizar virtualmente diferentes alternativas antes de su implementación contribuye al desarrollo de soluciones más sostenibles y resilientes frente a los desafíos económicos y ambientales actuales.

Para la ingeniería electromecánica, este progreso implica una transformación significativa en la forma de diseñar, operar y mantener sistemas industriales. La integración de simulación, inteligencia artificial, conectividad digital y análisis avanzado de datos permite desarrollar infraestructuras más eficientes, confiables y adaptables, alineadas con las necesidades de una industria cada vez más inteligente y sostenible.

2.3.3 Tendencias emergentes en simulación inteligente

La evolución reciente de la simulación indica que los modelos virtuales continuarán ampliando sus capacidades más allá de las funciones tradicionales de análisis y validación. La confluencia entre inteligencia artificial, conectividad industrial y procesamiento avanzado de datos está impulsando una nueva generación de herramientas capaces de adaptarse dinámicamente a las condiciones operativas y proporcionar apoyo continuo a la toma de decisiones (Qi & Tao, 2021). Una de las tendencias más relevantes corresponde a la integración de técnicas de aprendizaje automático con modelos físicos tradicionales. Este enfoque, conocido como Physics-Informed Machine Learning, combina el conocimiento derivado de las ecuaciones físicas con algoritmos de inteligencia artificial, permitiendo desarrollar modelos más precisos incluso cuando la información experimental disponible es limitada. Su aplicación resulta especialmente prometedora en sistemas electromecánicos complejos donde intervienen fenómenos eléctricos, mecánicos y térmicos de difícil modelado (Karniadakis et al., 2021).

Paralelamente, la inteligencia artificial generativa comienza a incorporarse en tareas relacionadas con el diseño y optimización de sistemas de ingeniería. Estas herramientas permiten explorar automáticamente múltiples configuraciones de

diseño, generar modelos preliminares y proponer alternativas que posteriormente pueden evaluarse mediante simulación. Aunque su aplicación industrial aún se encuentra en proceso de consolidación, diversos estudios sugieren que su impacto será significativo en el desarrollo de sistemas electromecánicos de próxima generación (Bommasani et al., 2021). Otra tendencia importante corresponde a la expansión de la simulación en la nube. La disponibilidad de recursos computacionales distribuidos permite ejecutar modelos de gran complejidad sin depender exclusivamente de infraestructura local, facilitando la colaboración entre equipos multidisciplinarios y reduciendo las barreras de acceso a herramientas avanzadas de simulación. Esta capacidad resulta particularmente relevante para instituciones educativas, centros de investigación y pequeñas empresas que requieren capacidades de cálculo elevadas sin realizar inversiones significativas en hardware especializado.

Los gemelos digitales progresan hacia modelos cada vez más inteligentes y autónomos, por ejemplo, los modelos cognitivos incorporan capacidades de aprendizaje, análisis predictivo y adaptación dinámica, permitiendo que los sistemas virtuales no solo reproduzcan el comportamiento de los activos físicos, sino que también propongan acciones de optimización basadas en la información disponible (Tao et al., 2022).

El concepto de Industrial Metaverse emerge como una propuesta orientada a integrar simulación, realidad aumentada, realidad virtual y gemelos digitales dentro de entornos colaborativos inmersivos. Aunque esta tecnología aún se encuentra en etapas tempranas de desarrollo, se prevé que facilite nuevas formas de interacción entre operadores, ingenieros y sistemas inteligentes, ampliando las posibilidades de supervisión, capacitación y gestión industrial (Mystakidis, 2022). Las tecnologías emergentes asociadas a la simulación inteligente presentan diferentes niveles de madurez y potencial de aplicación dentro de la ingeniería electromecánica.

Aunque cada una de estas tendencias presenta distintos niveles de madurez tecnológica, todas comparten el objetivo de incrementar la capacidad de los sistemas de simulación para adaptarse dinámicamente a entornos industriales complejos. La confluencia entre modelos físicos, inteligencia artificial, conectividad y procesamiento distribuido permitirá desarrollar plataformas más flexibles, predictivas y colaborativas, ampliando significativamente el alcance de la simulación dentro de la ingeniería electromecánica. La tabla 2.6 resume algunas de las tendencias emergentes con mayor impacto esperado en los próximos años.

Tabla 2.6.

Tendencias emergentes en simulación aplicada a la ingeniería electromecánica

Tendencia	Característica principal	Aplicaciones potenciales
Physics-Informed Machine Learning	Combina IA y modelos físicos	Modelado avanzado de sistemas complejos
IA generativa	Generación automática de diseños y configuraciones	Optimización de equipos y procesos
Simulación en la nube	Procesamiento distribuido	Colaboración y acceso remoto
Gemelos digitales cognitivos	Aprendizaje y adaptación continua	Mantenimiento predictivo avanzado
Industrial Metaverse	Integración de entornos inmersivos	Capacitación y supervisión industrial
Simulación colaborativa en tiempo real	Interacción entre múltiples usuarios y sistemas	Gestión de proyectos complejos

Como se observa en la tabla 2.6, las tendencias emergentes comparten un elemento común: la creciente integración entre simulación, inteligencia artificial y conectividad digital. Esta convergencia está transformando los modelos virtuales tradicionales en plataformas dinámicas capaces de interactuar continuamente con sistemas físicos y apoyar procesos de decisión cada vez más complejos. En consecuencia, el futuro de la simulación en ingeniería electromecánica estará estrechamente vinculado al desarrollo de ecosistemas digitales inteligentes que combinen análisis predictivo, automatización y sostenibilidad. En conjunto, estas tendencias sugieren que la simulación evolucionará hacia ecosistemas digitales cada vez más interconectados, inteligentes y colaborativos. Para la ingeniería electromecánica, esta transformación representa una oportunidad para desarrollar sistemas más eficientes, resilientes y sostenibles, capaces de responder a los desafíos tecnológicos y energéticos que caracterizarán las próximas décadas.

2.4. Conclusiones

La simulación se ha consolidado como una de las tecnologías más relevantes para la ingeniería electromecánica contemporánea debido a su capacidad para representar, analizar y optimizar sistemas complejos antes de su implementación física. Su evolución ha transformado profundamente los procesos de diseño, validación y operación de equipos industriales, permitiendo reducir costos de desarrollo, mejorar la confiabilidad de los sistemas y fortalecer la toma de decisiones basada en información técnica.

El análisis realizado en este capítulo evidencia que las herramientas de simulación han dejado de desempeñar un papel exclusivamente asociado al diseño de circuitos y sistemas eléctricos para convertirse en componentes estratégicos dentro de los ecosistemas digitales industriales. La integración de modelos virtuales con sensores inteligentes, plataformas de monitoreo y tecnologías de análisis de

datos ha ampliado significativamente el alcance de la simulación, favoreciendo el desarrollo de soluciones orientadas a la eficiencia energética, el mantenimiento predictivo y la optimización operativa. Asimismo, la incorporación de tecnologías como Internet de las Cosas, gemelos digitales e inteligencia artificial está redefiniendo las capacidades tradicionales de los entornos de simulación. La posibilidad de actualizar modelos mediante información obtenida en tiempo real permite desarrollar representaciones digitales cada vez más precisas, capaces de apoyar procesos de supervisión, diagnóstico y predicción en sistemas electromecánicos complejos.

En conjunto, los avances descritos a lo largo de este capítulo muestran que la simulación ha evolucionado desde una herramienta de apoyo al diseño hacia una plataforma integral para el análisis, supervisión y optimización de sistemas electromecánicos. Esta transformación refleja el creciente papel de las tecnologías digitales en la ingeniería contemporánea y evidencia la importancia de integrar modelos virtuales con información proveniente del entorno físico para mejorar el desempeño de los procesos industriales.

No obstante, el aprovechamiento efectivo de estas tecnologías continúa dependiendo de la calidad de los modelos matemáticos, la disponibilidad de datos confiables y la adecuada validación experimental de los resultados obtenidos. Aunque la simulación reduce considerablemente la necesidad de prototipos físicos, su aplicación debe complementarse con criterios de ingeniería que garanticen la correspondencia entre los modelos virtuales y las condiciones reales de operación.

Desde una perspectiva prospectiva, las tendencias asociadas a la simulación inteligente sugieren una evolución hacia plataformas cada vez más integradas, colaborativas y adaptativas. Tecnologías emergentes como los gemelos digitales cognitivos, la inteligencia artificial generativa, el aprendizaje automático informado por principios físicos y la simulación en la nube ampliarán las capacidades de análisis y optimización disponibles para los ingenieros electromecánicos.

En este contexto, la simulación no solo constituye una herramienta tecnológica, sino un elemento fundamental para impulsar la transformación digital de los sistemas industriales. Su integración con tecnologías inteligentes contribuirá al desarrollo de procesos más eficientes, sostenibles y resilientes, alineados con los principios de la Industria 4.0 y la evolución hacia modelos productivos centrados en la sostenibilidad y la colaboración humano-tecnología promovidos por la Industria 5.0. De esta manera, la simulación se consolida como una herramienta indispensable para la formación, investigación y práctica profesional en ingeniería

electromecánica, al proporcionar los fundamentos tecnológicos necesarios para afrontar los retos de una industria cada vez más digital, inteligente y sostenible.

Referencias

- Alexander, C. K., & Sadiku, M. N. O. (2022). *Fundamentals of electric circuits* (7th ed.). McGraw-Hill.
- Arrillaga, J., & Watson, N. (2018). *Power system harmonics* (3rd ed.). Wiley. <https://ia803101.us.archive.org/28/items/PowerSystemHarmonicsSecondEditionByJArrillagaAndNRWatson/Power%20System%20Harmonics%20Second%20Edition%20By%20J%20Arrillaga%20and%20N%20R%20Watson.pdf>
- Atzori, L., Iera, A., & Morabito, G. (2010). The Internet of Things: A survey. *Computer Networks*, 54(15), 2787–2805. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2010.05.010>
- Banks, J., Carson, J. S., Nelson, B. L., & Nicol, D. M. (2010). *Discrete-event system simulation* (5th ed.). Pearson.
- Bollen, M. H. J., & Hassan, F. (2011). *Integration of distributed generation in the power system*. Wiley-IEEE Press. <https://doi.org/10.1002/9781118029039>
- Bommasani, R., Hudson, D. A., Adeli, E., Altman, R., Arora, S., von Arx, S., Bernstein, M. S., Bohg, J., Bosselut, A., Brunskill, E., Brynjolfsson, E., & Buch, S. (2021). On the opportunities and risks of foundation models. Stanford Center for Research on Foundation Models. <https://arxiv.org/abs/2108.07258>
- Chapman, S. J. (2023). *Electric machinery fundamentals* (6th ed.). McGraw-Hill.
- Dorf, R. C., & Bishop, R. H. (2021). *Modern control systems* (14th ed.). Pearson.
- Dorf, R. C., & Svoboda, J. A. (2021). *Introduction to electric circuits* (10th ed.). Wiley.
- European Commission. (2021). *Industry 5.0: Towards a sustainable, human-centric and resilient European industry*. Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2777/308407>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press. <http://www.deeplearningbook.org>

- Grieves, M., & Vickers, J. (2017). Digital twin: Mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems. En F.-J. Kahlen, S. Flumerfelt & A. Alves (Eds.), *Transdisciplinary perspectives on complex systems* (pp. 85–113). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-38756-7_4
- Groover, M. P. (2019). *Automation, production systems, and computer-integrated manufacturing* (5th ed.). Pearson.
- Hayt, W. H., Kemmerly, J. E., & Durbin, S. M. (2019). *Engineering circuit analysis* (9th ed.). McGraw-Hill.
- International Energy Agency. (2024). *World energy outlook 2024*. <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2025>
- Karniadakis, G. E., Kevrekidis, I. G., Lu, L., Perdikaris, P., Wang, S., & Yang, L. (2021). Physics-informed machine learning. *Nature Reviews Physics*, 3(6), 422–440. <https://doi.org/10.1038/s42254-021-00314-5>
- Krause, P. C., Wasynczuk, O., Sudhoff, S. D., & Pekarek, S. (2013). *Analysis of electric machinery and drive systems* (3rd ed.). Wiley-IEEE Press.
- Lasi, H., Fettke, P., Kemper, H.-G., Feld, T., & Hoffmann, M. (2014). Industry 4.0. *Business & Information Systems Engineering*, 6(4), 239–242. <https://doi.org/10.1007/s12599-014-0334-4>
- Law, A. M. (2015). *Simulation modeling and analysis* (5th ed.). McGraw-Hill.
- Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H.-A. (2015). A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18–23. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001>
- Mystakidis, S. (2022). Metaverse. *Encyclopedia*, 2(1), 486–497. <https://doi.org/10.3390/encyclopedia2010031>
- Nilsson, J. W., & Riedel, S. A. (2023). *Electric circuits* (12th ed.). Pearson.
- Ogata, K. (2020). *Modern control engineering* (6th ed.). Pearson.
- Oppenheim, A. V., Willsky, A. S., & Nawab, S. H. (2020). *Signals and systems* (3rd ed.). Pearson.

- Qi, Q., & Tao, F. (2018). Digital twin and big data towards smart manufacturing and Industry 4.0: 360 degree comparison. *IEEE Access*, 9, 3585–3593. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8258937>
- Schwab, K. (2016). The fourth industrial revolution. World Economic Forum <https://www.weforum.org/stories/technological-innovation/the-fourth-industrial-revolution-what-it-means-and-how-to-respond/>
- Siano, P. (2014). Demand response and smart grids—A survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30, 461–478. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.10.022>
- Tao, F., Xiao, B., Qi, Q., Cheng, J., & Ji, P. (2022). Digital twin modeling. *Journal of Manufacturing Systems*, 64, 372–389. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2022.06.015>
- Tao, F., Zhang, H., Liu, A., & Nee, A. Y. C. (2019). Digital twin in industry: State-of-the-art. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(4), 2405–2415. <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2873186>

CAPÍTULO 3.

Programación Aplicada a la Ingeniería Electromecánica para la Transformación Digital

Programming Applied to Electromechanical Engineering for Digital Transformation

RESUMEN

La programación constituye uno de los pilares fundamentales de la transformación digital en la ingeniería electromecánica, al proporcionar los mecanismos necesarios para integrar sensores, plataformas programables, sistemas de comunicación y herramientas de análisis dentro de arquitecturas industriales inteligentes. Este capítulo analiza la evolución de la programación desde su aplicación en el control secuencial de procesos hasta su papel como elemento integrador de tecnologías asociadas con la Industria 4.0, incluyendo el Internet de las Cosas (IoT), los sistemas ciberfísicos, el edge computing y la inteligencia artificial. Asimismo, se describen las principales plataformas de desarrollo empleadas en aplicaciones electromecánicas, como Arduino, ESP32 y Raspberry Pi Pico, destacando sus características, ventajas y ámbitos de aplicación. Posteriormente, se presentan ejemplos relacionados con el monitoreo energético inteligente, la automatización industrial conectada y las tendencias emergentes orientadas al desarrollo de sistemas autónomos basados en TinyML, gemelos digitales y Edge AI. Finalmente, se analizan los principales retos asociados con la interoperabilidad, la ciberseguridad y la formación de recursos humanos especializados, concluyendo que la programación continuará desempeñando un papel estratégico en el diseño, supervisión y optimización de sistemas electromecánicos inteligentes, sostenibles e interconectados.

Palabras clave: Programación; Ingeniería electromecánica; Sistemas embebidos; Internet de las Cosas; Industria 4.0; Inteligencia artificial.

ABSTRACT

Programming has become one of the key enabling technologies driving the digital transformation of electromechanical engineering by integrating intelligent sensors, programmable platforms, communication systems, and advanced data analysis tools into smart industrial architectures. This chapter examines the evolution of programming from its traditional role in sequential process control to its strategic function as the core integrator of Industry 4.0 technologies, including the Internet of Things (IoT), cyber-physical systems, edge computing, and artificial intelligence. The chapter also reviews the main hardware platforms widely adopted in electromechanical applications, such as Arduino, ESP32, and Raspberry Pi Pico, highlighting their characteristics, advantages, and application domains. Furthermore, practical applications related to intelligent energy monitoring, connected industrial automation, and emerging technologies such as TinyML, digital twins, and Edge AI are discussed to illustrate current trends in smart industrial systems. Finally, the chapter analyzes the major challenges associated with

interoperability, cybersecurity, and workforce training, emphasizing the multidisciplinary competencies required for future electromechanical engineers. It concludes that programming will continue to play a strategic role in the design, monitoring, automation, and optimization of intelligent, sustainable, and interconnected electromechanical systems, supporting the continuous evolution of digital manufacturing and Industry 4.0.

Keywords: Programming; Electromechanical engineering; Embedded systems; Internet of Things; Industry 4.0; Artificial intelligence.

3.1. Introducción

La evolución tecnológica de la ingeniería electromecánica ha estado estrechamente vinculada con el desarrollo de herramientas capaces de mejorar el control, la supervisión y la optimización de los procesos industriales. Durante gran parte del siglo XX, la operación de sistemas eléctricos y electromecánicos dependió principalmente de dispositivos de control cableados, instrumentación analógica y mecanismos de supervisión local que limitaban la capacidad de adaptación de los procesos ante cambios en las condiciones de operación. Aunque estas tecnologías permitieron importantes avances en productividad y automatización, la creciente complejidad de los sistemas industriales evidenció la necesidad de incorporar herramientas más flexibles para gestionar información, coordinar dispositivos y ejecutar estrategias de control avanzadas (Kagermann et al., 2013; Lasi et al., 2014). La programación se consolidó como uno de los elementos fundamentales para la modernización de los sistemas electromecánicos. Su incorporación permitió sustituir progresivamente esquemas rígidos de control por arquitecturas capaces de ejecutar instrucciones lógicas, procesar información en tiempo real y adaptarse dinámicamente a diferentes escenarios operativos. A diferencia de los sistemas tradicionales basados exclusivamente en hardware, los sistemas programables introdujeron una nueva dimensión de flexibilidad que facilitó la implementación de algoritmos de control, estrategias de supervisión y mecanismos automatizados de toma de decisiones (Frank et al., 2019; Lee et al., 2015).

La relevancia de la programación se incrementó significativamente con el desarrollo de los microcontroladores, los sistemas embebidos y las plataformas de comunicación digital. Tecnologías como Arduino, ESP32, Raspberry Pi Pico y diversos entornos de programación basados en Python han ampliado las posibilidades de interacción entre sensores, actuadores y plataformas de procesamiento de datos, permitiendo desarrollar aplicaciones orientadas al

monitoreo energético, la automatización industrial, el control de motores, la supervisión remota y el Internet de las Cosas (Xu et al., 2014; Javaid et al., 2022). Como resultado, la programación ha dejado de ser una herramienta exclusiva del ámbito informático para convertirse en una competencia estratégica dentro de la ingeniería electromecánica contemporánea.

La transformación digital asociada con la Industria 4.0 ha fortalecido aún más este proceso de integración tecnológica. La integración entre sensores inteligentes, redes de comunicación, computación en la nube, análisis de datos e inteligencia artificial ha generado entornos industriales donde la información se convierte en un recurso fundamental para la operación y optimización de los sistemas (Schwab, 2016; Javaid et al., 2022). Ante este panorama, la programación constituye el mecanismo que permite capturar datos, procesarlos, transmitirlos y transformarlos en acciones concretas orientadas a mejorar la eficiencia, la confiabilidad y la sostenibilidad de los procesos industriales. Los sistemas electromecánicos modernos ya no se limitan a ejecutar funciones predefinidas; ahora pueden adaptarse a condiciones variables de operación, generar diagnósticos automáticos y participar en estrategias de mantenimiento predictivo y gestión energética inteligente (Lee et al., 2015; Tao et al., 2019).

Esta evolución en los sistemas electromecánicos resulta especialmente relevante debido a que gran parte de los procesos industriales dependen de equipos cuya operación involucra fenómenos eléctricos, mecánicos, térmicos y de control. Motores eléctricos, sistemas de bombeo, instalaciones de iluminación, procesos de manufactura y sistemas energéticos generan continuamente información que puede utilizarse para optimizar el desempeño operativo y reducir pérdidas energéticas. La programación permite integrar esta información dentro de arquitecturas digitales capaces de supervisar el estado de los equipos, identificar desviaciones operativas y ejecutar acciones de control de manera automática, contribuyendo a incrementar la eficiencia global de las instalaciones (Javaid et al., 2022; Tao et al., 2019).

Sin embargo, el creciente protagonismo de la programación también plantea desafíos importantes relacionados con la interoperabilidad de dispositivos, la seguridad de la información, la gestión de grandes volúmenes de datos y la necesidad de desarrollar competencias multidisciplinarias que integren conocimientos de electricidad, electrónica, automatización, comunicaciones y análisis computacional (Atzori et al., 2010; Lee et al., 2015). La capacidad para diseñar sistemas programables robustos y confiables se ha convertido en un factor determinante para el desarrollo de soluciones tecnológicas orientadas a la transformación digital de la industria.

Bajo este escenario, el presente capítulo analiza el papel de la programación como tecnología habilitadora de la transformación digital en la ingeniería electromecánica. Se examinan los fundamentos de programación aplicados a sistemas electromecánicos, las principales plataformas utilizadas en el desarrollo de aplicaciones de monitoreo y control, los mecanismos de adquisición y procesamiento de datos, así como las aplicaciones relacionadas con automatización industrial, Internet de las Cosas y eficiencia energética. Finalmente, se abordan las tendencias emergentes vinculadas con sistemas ciberfísicos, inteligencia artificial embebida y nuevas arquitecturas digitales que están redefiniendo la manera en que se diseñan, supervisan y optimizan los sistemas electromecánicos modernos.

3.2. Desarrollo

3.2.1 Fundamentos de programación en ingeniería electromecánica

La programación constituye uno de los pilares tecnológicos que han impulsado la transformación digital de la ingeniería electromecánica durante las últimas décadas. Su evolución ha modificado profundamente la manera en que se diseñan, supervisan y controlan los sistemas industriales, permitiendo integrar capacidades de procesamiento de información, comunicación y automatización que anteriormente dependían exclusivamente de dispositivos físicos de control (Kagermann et al., 2013; Lee et al., 2015). Actualmente, la programación forma parte de prácticamente todos los niveles de operación de los sistemas electromecánicos modernos, desde el control local de sensores y actuadores hasta plataformas avanzadas de supervisión, análisis de datos y mantenimiento predictivo (Frank et al., 2019; Javaid et al., 2022).

La creciente complejidad de los procesos industriales ha incrementado la necesidad de herramientas capaces de coordinar múltiples variables de operación y responder dinámicamente a cambios en el entorno donde la programación proporciona los mecanismos necesarios para transformar la información procedente de sensores en acciones concretas de control, optimización y toma de decisiones. Más allá de representar una simple secuencia de instrucciones, los programas constituyen modelos operativos que permiten establecer comportamientos específicos dentro de sistemas electromecánicos cada vez más interconectados, favoreciendo la integración de dispositivos inteligentes, redes de comunicación y plataformas digitales para el desarrollo de sistemas ciberfísicos e infraestructuras propias de la Industria 4.0 (Lasi et al., 2014; Tao et al., 2019).

La evolución de la programación también ha favorecido el desarrollo de arquitecturas de control distribuidas, en las cuales múltiples dispositivos intercambian información en tiempo real para coordinar procesos industriales complejos. Actualmente la programación no solo permite automatizar tareas individuales, sino también integrar sensores, actuadores, sistemas de comunicación y plataformas de análisis de datos dentro de ecosistemas digitales capaces de optimizar continuamente el funcionamiento de los sistemas electromecánicos. Esta capacidad de integración constituye uno de los principales fundamentos del Internet de las Cosas Industrial (IIoT) y de las estrategias actuales de manufactura inteligente (Xu et al., 2014; Javaid et al., 2022).

Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, la programación desempeña un papel estratégico debido a que gran parte de los equipos industriales actuales incorporan elementos de procesamiento digital. Motores eléctricos de velocidad variable, sistemas de bombeo automatizados, redes de monitoreo energético, sistemas de climatización, instalaciones de iluminación inteligente y procesos de manufactura dependen de algoritmos capaces de supervisar variables de operación, procesar información y ejecutar acciones de control de manera continua (Lee et al., 2015). Como consecuencia, se observa su evolución estratégica desde una herramienta especializada hacia una competencia fundamental para el diseño, la operación y la gestión de sistemas tecnológicos modernos, facilitando la convergencia entre procesos físicos y tecnologías digitales orientadas a mejorar la eficiencia, la confiabilidad y la sostenibilidad de las instalaciones industriales (Frank et al., 2019; Javaid et al., 2022).

3.2.1.1 Evolución conceptual de la programación aplicada

Los primeros sistemas de control industrial se desarrollaron mediante esquemas basados en relevadores electromecánicos, temporizadores y lógica cableada. Aunque estos sistemas permitieron automatizar numerosas tareas industriales y representaron un avance significativo para la manufactura de su época, cualquier modificación en la secuencia de operación requería intervenciones físicas sobre el cableado y los dispositivos de control. Esta característica reducía considerablemente la flexibilidad de los procesos, incrementaba los tiempos de mantenimiento y dificultaba la adaptación de las instalaciones a nuevas necesidades productivas (Groover, 2020; Bolton, 2021). La incorporación de dispositivos electrónicos programables durante la segunda mitad del siglo XX transformó este panorama al permitir que la lógica de operación pudiera definirse mediante instrucciones almacenadas digitalmente. El desarrollo de los Controladores Lógicos Programables (PLC) representó uno de los hitos más importantes de esta transición tecnológica, ya que proporcionó plataformas

robustas, confiables y reprogramables capaces de ejecutar funciones de control complejas sin necesidad de modificar físicamente los sistemas eléctricos. Esta innovación incrementó la flexibilidad de los procesos industriales y sentó las bases para el desarrollo de sistemas de automatización modernos (Bolton, 2021; Groover, 2020).

Posteriormente, la aparición de los microcontroladores, los sistemas embebidos y las plataformas de desarrollo de hardware abierto amplió considerablemente las posibilidades de aplicación de la programación. Tecnologías como Arduino, ESP32 y Raspberry Pi Pico facilitaron la integración de sensores, actuadores y sistemas de comunicación dentro de arquitecturas digitales accesibles tanto para entornos educativos como industriales. Esta evolución favoreció el desarrollo de aplicaciones relacionadas con el monitoreo remoto, el Internet de las Cosas (IoT), la automatización distribuida y el procesamiento local de información, ampliando significativamente el alcance de la programación en la ingeniería electromecánica (Banzi & Shiloh, 2022; Javaid et al., 2022; Leng et al., 2023).

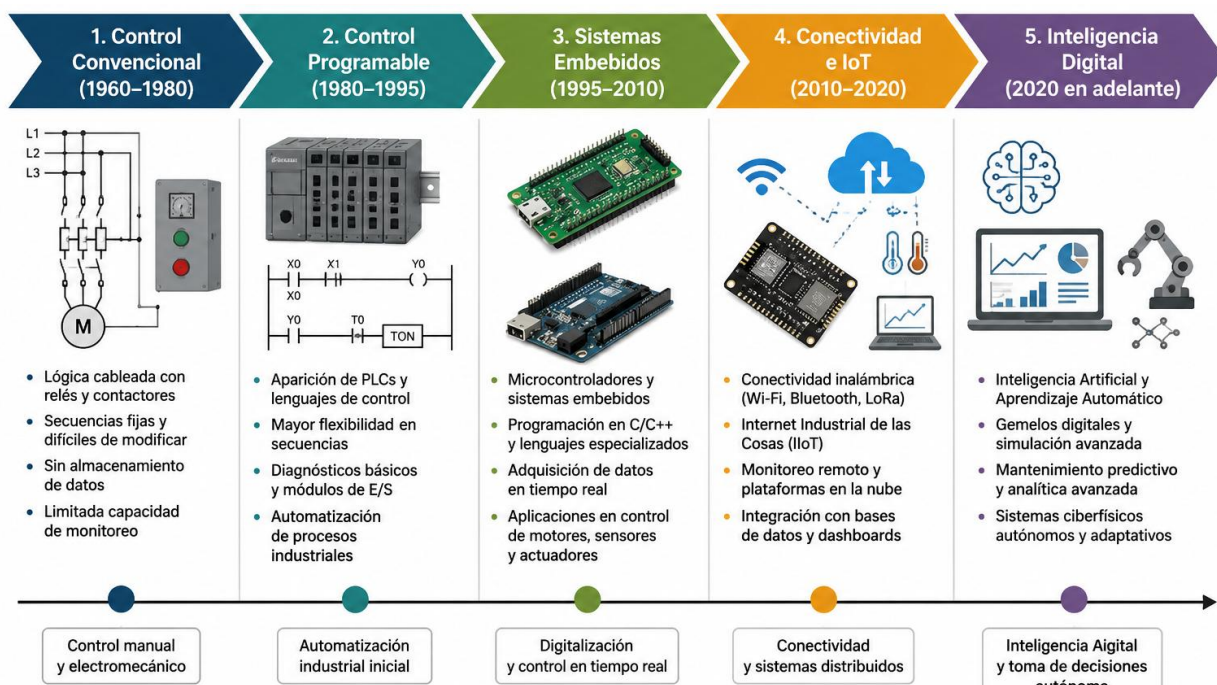
La consolidación de la Industria 4.0 impulsó una nueva etapa en la evolución de la programación. Los sistemas dejaron de operar como unidades aisladas para integrarse dentro de entornos interconectados donde múltiples dispositivos intercambian información en tiempo real mediante redes industriales y plataformas digitales. Como consecuencia, la programación dejó de limitarse al control local de equipos para convertirse en el elemento que coordina la interacción entre sensores, actuadores, sistemas ciberfísicos, plataformas de monitoreo y herramientas de análisis de datos. Esta evolución ha favorecido el desarrollo de soluciones orientadas al mantenimiento predictivo, la gestión energética y la manufactura inteligente (Lee et al., 2015; Javaid et al., 2022; Zhou et al., 2024).

En los últimos años, la incorporación de la inteligencia artificial, el aprendizaje automático y la computación en el borde (edge computing) ha ampliado aún más las capacidades de la programación aplicada a la ingeniería electromecánica. Los sistemas actuales no solo ejecutan instrucciones previamente definidas, sino que también son capaces de analizar grandes volúmenes de información, identificar patrones de comportamiento y apoyar procesos de toma de decisiones en tiempo real. Esta convergencia entre programación, análisis de datos e inteligencia artificial constituye uno de los principales fundamentos tecnológicos de la evolución hacia la Industria 5.0, donde la colaboración entre personas, sistemas inteligentes y procesos sostenibles adquiere un papel cada vez más relevante (European Commission, 2021; Zhou et al., 2024).

La evolución de la programación ha transformado progresivamente la forma en que se diseñan y operan los sistemas electromecánicos. Desde los primeros esquemas basados en lógica cableada hasta las actuales arquitecturas inteligentes integradas con inteligencia artificial, la programación ha ampliado las capacidades de supervisión, control y optimización de los procesos industriales. La figura 3.1 resume las principales etapas de esta evolución tecnológica.

Figura 3.1.

Evolución de la programación aplicada a la ingeniería electromecánica.



Nota. Elaboración propia con base en Banzi y Shiloh (2022), Bolton (2021), Groover (2020), Javaid et al. (2022), Leng et al. (2023) y Zhou et al. (2024).

Como se observa en la figura 3.1, la programación ha evolucionado desde una herramienta destinada exclusivamente a la automatización local de procesos hacia una tecnología estratégica para la gestión inteligente de sistemas electromecánicos. La incorporación de conectividad, procesamiento distribuido, inteligencia artificial y plataformas digitales ha permitido desarrollar arquitecturas capaces de supervisar, analizar y optimizar procesos industriales en tiempo real. En consecuencia, la programación se ha consolidado como uno de los principales habilitadores de la transformación digital, proporcionando la base tecnológica para el desarrollo de sistemas ciberfísicos, el Internet de las Cosas Industrial (IIoT) y las nuevas estrategias de manufactura inteligente propias de la Industria 4.0 y su evolución hacia la Industria 5.0.

3.2.1.2 Papel de la programación en los sistemas electromecánicos modernos

La programación interviene actualmente en todas las etapas del ciclo de vida de los sistemas electromecánicos. Durante la fase de diseño, permite desarrollar algoritmos de control, modelos computacionales y simulaciones funcionales que facilitan la evaluación de diferentes estrategias operativas antes de su implementación física, reduciendo tiempos de desarrollo y costos asociados al prototipado (Bolton, 2021; Groover, 2021). Durante la puesta en marcha, contribuye a la configuración de dispositivos, la validación de procesos y la integración de sensores, actuadores y sistemas de comunicación. Posteriormente, durante la operación, posibilita el monitoreo continuo de variables críticas, la adquisición de datos en tiempo real y la ejecución automática de acciones de control, favoreciendo una operación más eficiente y confiable (Lee et al., 2015; Javaid et al., 2022).

Uno de los principales aportes de la programación consiste en su capacidad para integrar múltiples fuentes de información dentro de una misma arquitectura operativa. Variables como corriente eléctrica, voltaje, temperatura, presión, velocidad, vibración o niveles de iluminación pueden adquirirse, procesarse y analizarse en tiempo real para apoyar la toma de decisiones. Esta capacidad resulta particularmente relevante en instalaciones industriales donde la disponibilidad de información influye directamente sobre la confiabilidad, la productividad y la eficiencia energética de los procesos. Asimismo, la integración de estas variables con plataformas de análisis de datos y sistemas de supervisión permite optimizar el desempeño operativo y fortalecer las estrategias de mantenimiento basadas en condición (Tao et al., 2019; Leng et al., 2023).

La programación también facilita la implementación de estrategias avanzadas de supervisión y mantenimiento. El análisis continuo de los datos operativos permite identificar patrones asociados con la degradación de componentes, sobrecargas o condiciones anormales de funcionamiento. Como resultado, los sistemas pueden generar alertas tempranas, ejecutar acciones preventivas o apoyar modelos de mantenimiento predictivo que reduzcan los tiempos de inactividad y prolonguen la vida útil de los equipos (Javaid et al., 2022; Zhou et al., 2024).

Más allá de automatizar tareas específicas, la programación actúa como el elemento integrador que coordina la interacción entre sensores, actuadores, sistemas de control, plataformas de comunicación y herramientas de análisis inteligente. Esta capacidad favorece el desarrollo de arquitecturas distribuidas donde la información fluye continuamente entre los diferentes niveles de la

automatización industrial, permitiendo una gestión más eficiente de los recursos, una mayor adaptabilidad frente a cambios en las condiciones de operación y una respuesta más rápida ante eventos críticos. En este contexto, la programación constituye uno de los principales habilitadores tecnológicos del Internet de las Cosas Industrial (IIoT), los sistemas ciberfísicos y las estrategias de manufactura inteligente características de la Industria 4.0 (Lee et al., 2015; Javaid et al., 2022).

La participación de la programación en los sistemas electromecánicos modernos ha trascendido las funciones tradicionales de control automático para abarcar actividades relacionadas con el diseño, la supervisión, el mantenimiento y la optimización de procesos. Su integración a lo largo del ciclo de vida de los sistemas permite aprovechar la información generada por sensores y dispositivos inteligentes para mejorar la eficiencia operativa y apoyar la toma de decisiones basada en datos. La tabla 3.1 resume las principales contribuciones de la programación en las diferentes etapas que conforman el ciclo de vida de los sistemas electromecánicos.

Tabla 3.1.

Contribución de la programación en el ciclo de vida de los sistemas electromecánicos.

Etapas	Función de la programación	Contribución principal
Diseño	Desarrollo de algoritmos, simulación y validación de estrategias de control	Reducción de errores y optimización del diseño
Implementación	Configuración de dispositivos, sensores y sistemas de control	Mayor flexibilidad y rapidez de puesta en marcha
Operación	Supervisión continua y ejecución de acciones automáticas	Incremento de productividad y confiabilidad
Mantenimiento	Diagnóstico, monitoreo de condiciones y generación de alertas	Disminución de tiempos de inactividad
Optimización	Análisis de datos y ajuste de parámetros operativos	Mejora de eficiencia energética y desempeño global

Fuente: Elaboración propia con base en Barr y Massa (2021), Bolton (2021), Groover (2021), Javaid et al. (2022) y Leng et al. (2023).

Como se observa en la tabla 3.1, la programación interviene en todas las etapas del ciclo de vida de los sistemas electromecánicos, desde las fases iniciales de diseño hasta los procesos de optimización continua. Esta evolución refleja el cambio de paradigma experimentado por la industria durante las últimas décadas, donde la información y el procesamiento digital han adquirido una importancia comparable a la de los propios componentes físicos. La capacidad para recopilar, procesar e interpretar datos en tiempo real ha convertido a la programación en un elemento fundamental para el desarrollo de sistemas más eficientes, confiables y adaptables a las exigencias de la transformación digital. En consecuencia, la programación no solo constituye una herramienta para automatizar procesos, sino también un componente estratégico para integrar tecnologías digitales, inteligencia

artificial y análisis de datos dentro de soluciones orientadas a la eficiencia energética, la sostenibilidad y la evolución hacia la Industria 5.0 (European Commission, 2021; Zhou et al., 2024).

3.2.1.3 Programación, automatización y eficiencia energética

La estrecha relación entre la programación, la automatización y la eficiencia energética constituye uno de los aspectos más relevantes de la ingeniería electromecánica contemporánea. Los sistemas automatizados dependen de algoritmos capaces de interpretar información procedente del entorno y coordinar el funcionamiento de equipos y procesos de acuerdo con criterios previamente establecidos. En este contexto, la programación actúa como el mecanismo que integra la adquisición de datos, el procesamiento de información y la ejecución de acciones de control, permitiendo desarrollar sistemas más flexibles, eficientes y adaptables a las necesidades de la industria moderna (Lee et al., 2015; Javaid et al., 2022). En aplicaciones industriales, la programación permite implementar secuencias lógicas para controlar motores eléctricos, sistemas de bombeo, bandas transportadoras, sistemas de ventilación e instalaciones de iluminación. Estas capacidades contribuyen a mejorar la repetibilidad de los procesos, reducir errores operativos y optimizar el aprovechamiento de los recursos energéticos. A diferencia de los esquemas tradicionales de operación manual, los sistemas programables pueden ajustar automáticamente sus condiciones de funcionamiento en respuesta a cambios en la demanda, las condiciones ambientales o los requerimientos del proceso, favoreciendo una operación más eficiente y confiable (Bolton, 2021; Groover, 2021).

La eficiencia energética representa uno de los campos donde la programación ha generado mayores beneficios. La supervisión continua de variables eléctricas y mecánicas permite identificar consumos innecesarios, detectar pérdidas energéticas y optimizar las estrategias de operación mediante el análisis de información en tiempo real. Sistemas programables pueden regular automáticamente los niveles de iluminación, controlar la velocidad de motores mediante variadores de frecuencia, gestionar horarios de operación y optimizar el uso de equipos de alto consumo energético sin comprometer el desempeño de los procesos. Estas estrategias no solo reducen el consumo de energía, sino que también disminuyen los costos operativos y las emisiones asociadas a la operación industrial (International Energy Agency [IEA], 2023; Javaid et al., 2022). La creciente incorporación de sensores inteligentes, plataformas de comunicación industrial y herramientas de análisis de datos ha ampliado significativamente estas posibilidades. Actualmente, la programación constituye el vínculo que conecta el mundo físico con las plataformas digitales utilizadas para el monitoreo, el

diagnóstico y la optimización de procesos. La integración de estas tecnologías permite desarrollar sistemas capaces de recopilar información en tiempo real, identificar patrones de consumo energético y ajustar automáticamente los parámetros de operación para maximizar la eficiencia y la confiabilidad de las instalaciones (Tao et al., 2019; Leng et al., 2023).

La convergencia entre programación, automatización e inteligencia artificial está impulsando una nueva generación de sistemas electromecánicos capaces de aprender del comportamiento operativo, anticipar condiciones de funcionamiento y optimizar continuamente el consumo de recursos. Esta evolución favorece el desarrollo de estrategias de mantenimiento predictivo, gestión inteligente de la energía y control adaptativo, donde las decisiones dejan de basarse únicamente en parámetros predefinidos para incorporar modelos de análisis sustentados en datos históricos y en tiempo real. Como resultado, la programación se consolida como un componente esencial para el desarrollo de infraestructuras industriales más resilientes, sostenibles y alineadas con los principios de la Industria 4.0 y la evolución hacia la Industria 5.0 (European Commission, 2021; Zhou et al., 2024).

3.2.2 Principios fundamentales para sistemas programables

La implementación de sistemas electromecánicos inteligentes depende de principios de programación que permiten adquirir información del entorno, procesarla y ejecutar acciones de control de manera automática. Aunque las aplicaciones industriales actuales incorporan tecnologías avanzadas como el Internet Industrial de las Cosas (IIoT), el análisis de datos, la computación en el borde (edge computing) y la inteligencia artificial, su funcionamiento continúa sustentándose en conceptos fundamentales relacionados con la adquisición de datos, el procesamiento de información, la toma de decisiones y la interacción entre dispositivos físicos y sistemas digitales (Lee et al., 2015; Javaid et al., 2022).

Estos principios constituyen la base sobre la cual se desarrollan aplicaciones de monitoreo energético, automatización industrial, control de motores, supervisión remota y mantenimiento predictivo. Su comprensión resulta esencial para analizar la manera en que los sistemas electromecánicos modernos transforman los datos provenientes de sensores en acciones capaces de optimizar el desempeño de equipos y procesos. Asimismo, permiten comprender cómo los sistemas programables integran múltiples dispositivos dentro de arquitecturas distribuidas, facilitando la comunicación entre sensores, actuadores, controladores y plataformas de supervisión en tiempo real (Xu et al., 2014; Tao et al., 2019). Más allá de los lenguajes de programación o de las plataformas de hardware empleadas, los sistemas programables comparten principios comunes que determinan su

funcionamiento. Conceptos como las variables, las estructuras de control, la adquisición y procesamiento de datos, la comunicación entre dispositivos y la ejecución secuencial o concurrente de instrucciones constituyen los elementos esenciales para desarrollar aplicaciones confiables, escalables y adaptables a diferentes entornos industriales. Estos fundamentos permiten que una misma lógica de programación pueda implementarse en controladores lógicos programables (PLC), microcontroladores, sistemas embebidos y plataformas IoT, favoreciendo la interoperabilidad y la integración tecnológica características de la transformación digital (Barr & Massa, 2021; Leng et al., 2023).

Las siguientes subsecciones presentan los principios fundamentales que sustentan el desarrollo de sistemas programables aplicados a la ingeniería electromecánica, proporcionando las bases conceptuales necesarias para comprender el funcionamiento de sensores, actuadores, plataformas embebidas y sistemas inteligentes de supervisión y control utilizados en la industria moderna.

3.2.2.1 Variables, entradas y salidas

Todo sistema programable opera mediante la adquisición, almacenamiento y procesamiento de información. Las variables representan uno de los elementos fundamentales de este proceso, ya que permiten almacenar temporalmente valores asociados con parámetros físicos de interés. En aplicaciones electromecánicas, estas variables suelen representar magnitudes como corriente eléctrica, voltaje, temperatura, velocidad, vibración, presión o niveles de iluminación (Barr & Massa, 2021; Banzi & Shiloh, 2022).

La información almacenada en las variables generalmente proviene de dispositivos de entrada (*inputs*). Estos elementos permiten capturar datos del entorno mediante sensores capaces de transformar fenómenos físicos en señales eléctricas que pueden ser interpretadas por sistemas digitales. En instalaciones industriales modernas, los sensores constituyen el punto de conexión entre los procesos físicos y los sistemas de supervisión, proporcionando información indispensable para el monitoreo en tiempo real, el diagnóstico de condiciones operativas y la automatización de equipos. La calidad y confiabilidad de estos datos influyen directamente en la precisión de las decisiones ejecutadas por el sistema programable (Lee et al., 2015; Javaid et al., 2022).

Una vez adquiridos y procesados los datos, los sistemas programables generan respuestas mediante dispositivos de salida (*outputs*), entre los que destacan relevadores, variadores de frecuencia, motores eléctricos, actuadores neumáticos, válvulas de control, pantallas de visualización y sistemas de alarma.

Estos dispositivos ejecutan las acciones determinadas por el algoritmo de control, permitiendo modificar el comportamiento del proceso de acuerdo con las condiciones detectadas por los sensores. La interacción coordinada entre entradas, procesamiento y salidas constituye el principio fundamental de funcionamiento de los sistemas automáticos utilizados en la industria (Bolton, 2021; Groover, 2021).

Desde una perspectiva de ingeniería electromecánica, las variables, las entradas y las salidas conforman el flujo básico de información presente en cualquier sistema programable, independientemente de que se implemente mediante un PLC, un microcontrolador o una plataforma de Internet de las Cosas. Este modelo de funcionamiento permite integrar dispositivos físicos con sistemas digitales, facilitando el desarrollo de soluciones capaces de supervisar procesos, optimizar el consumo energético y responder de manera autónoma a cambios en las condiciones de operación. Por ello, comprender estos conceptos constituye el primer paso para el diseño de arquitecturas inteligentes orientadas a la automatización industrial y la transformación digital (Xu et al., 2014; Leng et al., 2023).

3.2.2.2 Estructuras condicionales y ciclos

La capacidad para tomar decisiones constituye una de las características que distinguen a los sistemas programables de los esquemas tradicionales de control. Las estructuras condicionales permiten evaluar continuamente el estado de las variables monitoreadas y ejecutar diferentes acciones según criterios previamente definidos. Mediante instrucciones condicionales, los algoritmos pueden adaptar su comportamiento en función de las condiciones del proceso, incrementando la flexibilidad, la confiabilidad y la capacidad de respuesta de los sistemas electromecánicos (Barr & Massa, 2021; Monk, 2023).

En aplicaciones electromecánicas, estas decisiones pueden estar relacionadas con la protección de equipos, la optimización del consumo energético o la automatización de procesos industriales. Por ejemplo, un sistema de bombeo puede activar una bomba cuando el nivel de un depósito desciende por debajo de un valor establecido, mientras que un sistema de protección puede desconectar un motor al detectar una condición de sobrecorriente. De manera similar, los sistemas de climatización pueden ajustar automáticamente la velocidad de los ventiladores según la temperatura ambiente, y los sistemas de iluminación inteligente pueden modificar los niveles de iluminación de acuerdo con la disponibilidad de luz natural, contribuyendo a mejorar la eficiencia energética y la seguridad operativa (Groover, 2021; Javaid et al., 2022).

Complementariamente, los ciclos permiten ejecutar de forma repetitiva las tareas de monitoreo, procesamiento y control. Gracias a ellos, los sistemas pueden supervisar continuamente el estado de los equipos, actualizar variables de operación y responder de manera inmediata ante cambios en las condiciones del proceso. Esta ejecución cíclica constituye uno de los principios fundamentales de funcionamiento de los controladores industriales, ya que garantiza que la información procedente de los sensores sea procesada de manera periódica y que las acciones de control se ejecuten oportunamente (Bolton, 2021; Monk, 2023).

Desde el plano de la ingeniería electromecánica, la combinación de estructuras condicionales y ciclos permite desarrollar algoritmos capaces de reaccionar dinámicamente ante eventos operativos, coordinar múltiples dispositivos y mantener un funcionamiento continuo de los procesos industriales. Estos mecanismos constituyen la base lógica sobre la cual operan los controladores lógicos programables, los microcontroladores y las plataformas embebidas utilizadas en aplicaciones de automatización, monitoreo remoto e Internet Industrial de las Cosas (IIoT). En consecuencia, comprender su funcionamiento resulta indispensable para diseñar sistemas capaces de adaptarse a condiciones variables, optimizar el uso de los recursos y garantizar la operación segura y eficiente de las instalaciones industriales (Lee et al., 2015; Leng et al., 2023).

3.2.2.3 Adquisición y procesamiento de datos

La adquisición de datos constituye el mecanismo mediante el cual los sistemas programables obtienen información del entorno para transformarla en datos digitales susceptibles de análisis. Este proceso representa uno de los pilares de la digitalización industrial, debido a que permite generar información continua sobre el comportamiento de los equipos y procesos (Gubbi et al., 2013; Javaid et al., 2022).

En ingeniería electromecánica, la adquisición de datos se emplea para supervisar variables asociadas con el consumo energético, el desempeño de motores eléctricos, la calidad de energía, las condiciones térmicas y múltiples indicadores de funcionamiento. Los datos obtenidos pueden procesarse localmente mediante microcontroladores o enviarse hacia plataformas externas para realizar análisis más avanzados.

El procesamiento de información permite filtrar señales, calcular indicadores de desempeño, detectar anomalías y generar alertas operativas. Estas capacidades constituyen la base de numerosas aplicaciones relacionadas con mantenimiento predictivo, gestión energética y monitoreo inteligente de instalaciones industriales.

3.2.2.4 Arquitectura funcional de sistemas embebidos

La evolución de los sistemas electromecánicos modernos ha impulsado el desarrollo de arquitecturas capaces de integrar sensores, unidades de procesamiento, sistemas de comunicación y dispositivos de control dentro de una arquitectura funcional que permite coordinar el flujo de información entre el entorno físico y los sistemas digitales. (Lee et al., 2015; Leng et al., 2023).

Un sistema embebido típico incorpora sensores encargados de capturar información del entorno, un microcontrolador responsable del procesamiento de datos, interfaces de comunicación destinadas al intercambio de información y actuadores que ejecutan acciones físicas sobre el proceso. La integración de estos componentes permite desarrollar soluciones capaces de supervisar condiciones operativas, transmitir información en tiempo real y ejecutar estrategias automáticas de control. La interacción coordinada entre estos elementos permite que la información fluya de manera continua desde la adquisición de datos hasta la ejecución de acciones de control, constituyendo el principio de funcionamiento común de la mayoría de los sistemas embebidos utilizados en aplicaciones industriales.

La creciente incorporación de conectividad y capacidades de procesamiento distribuido ha ampliado significativamente el alcance de estas arquitecturas. Actualmente, los sistemas embebidos no solo participan en tareas locales de monitoreo y control, sino que forman parte de ecosistemas digitales más amplios donde interactúan con plataformas de análisis, servicios en la nube y sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones.

La integración de sensores, unidades de procesamiento, interfaces de comunicación y actuadores permite construir sistemas capaces de supervisar y controlar procesos electromecánicos de manera autónoma. Aunque la complejidad de estas arquitecturas puede variar según la aplicación, la mayoría de los sistemas programables comparten una estructura funcional basada en componentes responsables de la adquisición, procesamiento, transmisión y utilización de información. La tabla 3.2 presenta los principales elementos que conforman estas arquitecturas y su función dentro de aplicaciones de ingeniería electromecánica.

Tabla 3.2

Elementos fundamentales de un sistema programable aplicado a ingeniería electromecánica

Elemento	Función principal	Ejemplo en ingeniería electromecánica
Entrada	Captura información del entorno	Sensor de corriente SCT-013
Variable	Almacena temporalmente datos del proceso	Corriente RMS medida
Condición lógica	Evalúa estados operativos	Corriente superior al límite establecido
Ciclo de ejecución	Repite tareas de supervisión	Monitoreo continuo de motores
Procesamiento	Analiza información recibida	Cálculo de potencia eléctrica
Salida	Ejecuta acciones de control	Relé para desconexión de carga
Comunicación	Transmite información	WiFi, MQTT o Modbus
Almacenamiento	Conserva registros históricos	Base de datos energética

Fuente: Elaboración propia con base en Banzi y Shiloh (2022), Barr y Massa (2021), Leng et al. (2023) y Monk (2023).

Como se observa en la tabla 3.2, el desempeño de un sistema embebido no depende únicamente de la capacidad de procesamiento del microcontrolador, sino de la interacción eficiente entre los mecanismos de adquisición de datos, procesamiento, comunicación y ejecución de acciones de control. Esta integración permite desarrollar arquitecturas escalables capaces de adaptarse a diferentes aplicaciones industriales, desde sistemas de monitoreo local hasta plataformas inteligentes de supervisión remota.

3.2.3 Plataformas de programación utilizadas en ingeniería electromecánica

La transformación digital de los sistemas electromecánicos ha impulsado el desarrollo de plataformas programables capaces de integrar sensores, actuadores, sistemas de comunicación y herramientas de procesamiento de datos dentro de arquitecturas cada vez más compactas y versátiles. Más que representar dispositivos de programación, estas plataformas constituyen la infraestructura tecnológica sobre la cual se implementan las estrategias de adquisición de datos, control automático y supervisión inteligente que caracterizan a los sistemas electromecánicos contemporáneos.

La creciente disponibilidad de hardware de bajo costo y entornos de desarrollo accesibles ha favorecido la adopción de soluciones programables tanto en contextos educativos como industriales. Sin embargo, la selección de una plataforma adecuada depende de diversos factores técnicos relacionados con la capacidad de procesamiento, conectividad, consumo energético, facilidad de

programación y requerimientos específicos de cada aplicación (Barr & Massa, 2021; Banzi & Shiloh, 2022).

3.2.3.1 Criterios para la selección de plataformas programables

La elección de una plataforma programable representa una decisión estratégica dentro del desarrollo de sistemas electromecánicos, ya que condiciona no solo las capacidades técnicas del sistema, sino también su escalabilidad, facilidad de mantenimiento, posibilidades de integración y capacidad de adaptación ante futuras ampliaciones tecnológicas.

Aplicaciones simples de adquisición de datos o control local pueden desarrollarse mediante plataformas con capacidades de procesamiento moderadas. Por el contrario, sistemas que requieren conectividad inalámbrica, procesamiento distribuido o integración con servicios en la nube demandan arquitecturas más robustas. Asimismo, factores como disponibilidad de bibliotecas, soporte comunitario y facilidad de integración con sensores industriales influyen significativamente en el desempeño y escalabilidad de las soluciones desarrolladas.

3.2.3.2 Arduino

Arduino se ha consolidado como una de las plataformas más utilizadas para la enseñanza de la programación y el desarrollo de prototipos electrónicos debido a que reduce la complejidad asociada al diseño de sistemas embebidos, facilitando la experimentación y la validación de soluciones antes de su implementación definitiva. (Banzi & Shiloh, 2022).

Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, Arduino resulta especialmente útil en aplicaciones relacionadas con adquisición de datos, automatización básica, monitoreo de variables eléctricas y desarrollo de sistemas de control de pequeña escala. Su arquitectura facilita la integración con sensores de corriente, voltaje, temperatura e iluminación, permitiendo implementar proyectos orientados al análisis energético y la automatización de procesos.

No obstante, sus capacidades de procesamiento y comunicación presentan limitaciones cuando se requiere conectividad avanzada o manejo simultáneo de múltiples tareas. Por esta razón, aunque continúa siendo una excelente plataforma para prototipado y formación académica, en aplicaciones industriales complejas suele complementarse con tecnologías de mayor capacidad.

3.2.3.3 ESP32

El ESP32 representa una evolución significativa dentro de las plataformas programables al integrar capacidades de procesamiento y comunicación inalámbrica en un único dispositivo, reduciendo la complejidad del desarrollo de sistemas conectados y facilitando la implementación de arquitecturas distribuidas propias del Internet de las Cosas. (Kolban, 2021).

Esta característica ha favorecido su adopción en proyectos relacionados con monitoreo remoto, adquisición distribuida de datos y sistemas de supervisión industrial. En ingeniería electromecánica, el ESP32 se emplea frecuentemente para monitorear parámetros eléctricos, supervisar motores, gestionar sistemas de iluminación inteligente y transmitir información hacia plataformas web o servicios en la nube.

La combinación entre capacidad de procesamiento, conectividad inalámbrica y bajo consumo energético convierte al ESP32 en una de las alternativas más versátiles para aplicaciones vinculadas con la transformación digital y la Industria 4.0 (Javaid et al., 2022; Leng et al., 2023).

3.2.3.4 Raspberry Pi Pico

La Raspberry Pi Pico surge como una alternativa orientada al desarrollo de sistemas embebidos que requieren mayor flexibilidad de programación, un control más preciso de los recursos de hardware y una arquitectura adaptable a diferentes aplicaciones de adquisición y procesamiento de datos.

Una de sus principales ventajas radica en la compatibilidad con MicroPython, característica que facilita el desarrollo de aplicaciones mediante un lenguaje ampliamente utilizado en análisis de datos, inteligencia artificial y automatización (Monk, 2023). Esta integración favorece la transición entre sistemas embebidos y herramientas avanzadas de procesamiento de información.

Más allá de sus aplicaciones específicas, la Raspberry Pi Pico representa una plataforma que facilita el desarrollo de prototipos con un mayor nivel de personalización, permitiendo implementar soluciones experimentales que posteriormente pueden escalar hacia arquitecturas de automatización y monitoreo de mayor complejidad.

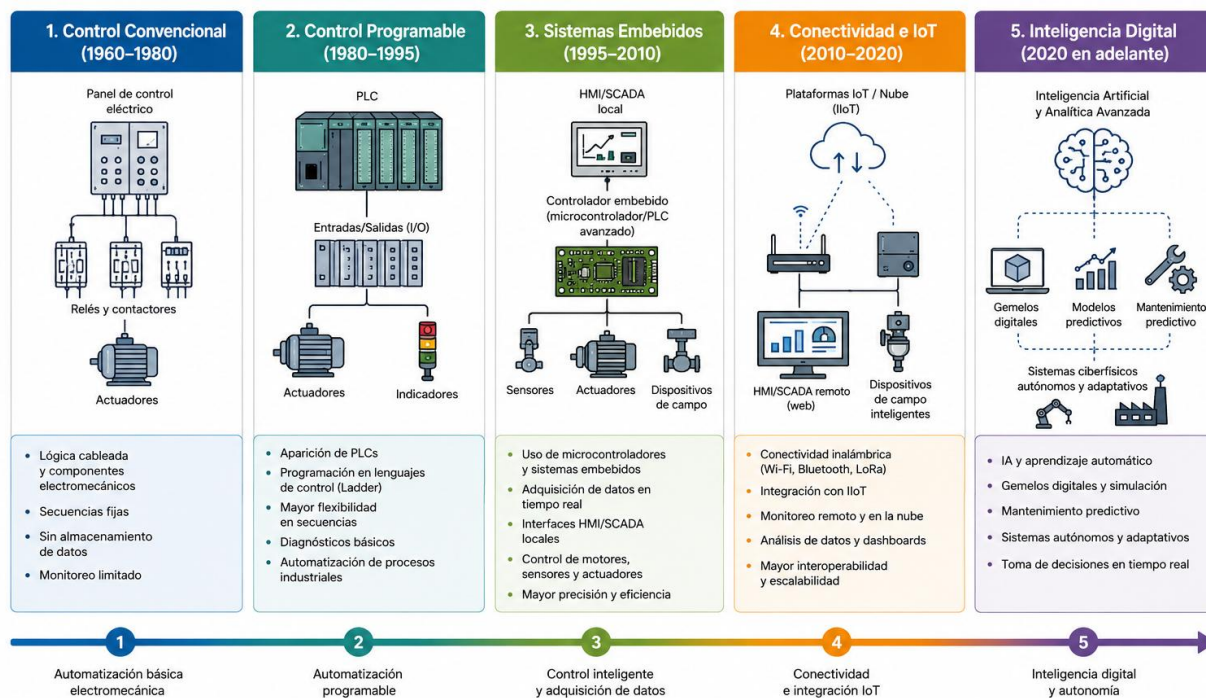
3.2.3.5 Comparación tecnológica de plataformas

Aunque las tres plataformas analizadas comparten la capacidad de interactuar con sensores y actuadores, existen diferencias importantes relacionadas con procesamiento, conectividad y aplicaciones recomendadas. La comprensión de estas diferencias resulta fundamental para seleccionar la solución más adecuada según los requerimientos de cada proyecto.

La figura 3.2 presenta una comparación general de las capacidades funcionales de las principales plataformas utilizadas en aplicaciones de programación para ingeniería electromecánica, considerando aspectos relacionados con procesamiento, conectividad y nivel de integración tecnológica.

Figura 3.2.

Comparación funcional de plataformas programables utilizadas en ingeniería electromecánica.



Como se observa en la figura 3.2, cada plataforma presenta fortalezas particulares que la hacen adecuada para diferentes escenarios de aplicación. Mientras Arduino destaca por su simplicidad y facilidad de implementación, el ESP32 sobresale por sus capacidades de comunicación inalámbrica y la Raspberry Pi Pico ofrece mayor flexibilidad para aplicaciones que requieren procesamiento avanzado y compatibilidad con herramientas modernas de desarrollo.

Mientras la figura anterior ofrece una visión funcional de las plataformas, la comparación técnica permite identificar las características que condicionan su desempeño en escenarios específicos de implementación. La tabla 3.3 presenta una comparación de los principales parámetros técnicos que influyen en la selección de estas plataformas para aplicaciones electromecánicas.

Tabla 3.3

Comparación técnica de plataformas programables utilizadas en ingeniería electromecánica

Característica	Arduino Uno	ESP32	Raspberry Pi Pico
Frecuencia de operación	16 MHz	Hasta 240 MHz	Hasta 133 MHz
Wi-Fi integrado	No	Sí	No
Bluetooth	No	Sí	No
Programación	Arduino IDE	Arduino IDE / MicroPython	MicroPython / C
Aplicaciones típicas	Automatización básica	IoT y monitoreo remoto	Sistemas embebidos avanzados
Nivel de complejidad	Bajo	Medio	Medio

Fuente: Elaboración propia con base en Banzi y Shiloh (2022), Kolban (2021), Monk (2023) y Raspberry Pi Foundation (2024).

La tabla 3.3 evidencia que la selección de una plataforma programable debe responder a los objetivos específicos del proyecto y no únicamente a criterios económicos. En aplicaciones de automatización básica y enseñanza, Arduino continúa siendo una alternativa ampliamente utilizada debido a su simplicidad y extensa comunidad de usuarios. Por su parte, el ESP32 ofrece ventajas significativas en proyectos relacionados con monitoreo remoto e Internet de las Cosas gracias a su conectividad integrada. Finalmente, la Raspberry Pi Pico destaca por su capacidad para desarrollar aplicaciones que requieren mayor flexibilidad de programación y procesamiento de información.

Estas diferencias demuestran que no existe una plataforma universalmente superior, sino soluciones tecnológicas que responden de manera más eficiente a distintos escenarios de aplicación dentro de la ingeniería electromecánica.

3.2.4 Programación aplicada al monitoreo y control

La capacidad para adquirir información, procesarla y ejecutar acciones automáticas ha convertido a la programación en uno de los principales habilitadores de los sistemas electromecánicos inteligentes. Gracias a la integración de sensores, microcontroladores y plataformas de comunicación, actualmente es posible supervisar variables operativas en tiempo real, automatizar procesos complejos y optimizar el desempeño energético de instalaciones industriales.

La evolución de estas capacidades ha transformado el enfoque tradicional de operación basado en inspecciones periódicas y acciones correctivas, favoreciendo modelos sustentados en monitoreo continuo, análisis de datos y control automatizado. Como resultado, la programación se ha convertido en una herramienta fundamental para mejorar la confiabilidad operativa, reducir costos de mantenimiento y fortalecer la eficiencia energética de los sistemas electromecánicos (Groover, 2021; Javaid et al., 2022).

3.2.4.1 Monitoreo de variables eléctricas

El monitoreo de variables eléctricas constituye una de las aplicaciones más importantes de la programación dentro de la ingeniería electromecánica. La posibilidad de supervisar continuamente parámetros relacionados con el comportamiento energético de los equipos permite detectar anomalías operativas, identificar oportunidades de ahorro energético y apoyar estrategias de mantenimiento predictivo. Los sistemas modernos de monitoreo emplean sensores capaces de medir corriente, voltaje, potencia, energía consumida, factor de potencia y frecuencia eléctrica. La información obtenida es procesada por plataformas programables que generan indicadores de desempeño y permiten visualizar el estado operativo de los equipos en tiempo real (Gubbi et al., 2013; Tao et al., 2022).

En instalaciones industriales, estas capacidades resultan especialmente relevantes para motores eléctricos, sistemas de bombeo, compresores, sistemas de climatización y redes de distribución eléctrica. El análisis continuo de variables eléctricas facilita la identificación temprana de sobrecargas, desequilibrios de fases, pérdidas energéticas y condiciones anormales que podrían afectar la confiabilidad de los equipos. La evaluación conjunta de estas variables proporciona una visión más completa del estado operativo de los equipos que el análisis individual de cada parámetro, favoreciendo diagnósticos más precisos y oportunos.

La importancia del monitoreo no radica únicamente en la disponibilidad de datos, sino en la capacidad para transformar esta información en conocimiento útil para la toma de decisiones. La programación permite automatizar procesos de

adquisición, almacenamiento y análisis que anteriormente requerían procedimientos manuales y mediciones puntuales. Las capacidades de monitoreo implementadas mediante programación abarcan una amplia variedad de variables asociadas con el comportamiento energético y operativo de los sistemas electromecánicos. La tabla 3.4 presenta algunas de las variables más utilizadas y sus principales aplicaciones industriales.

Tabla 3.4.

Variables monitoreadas en sistemas electromecánicos y aplicaciones asociadas.

Variable monitoreada	Aplicación principal	Beneficio
Corriente	Monitoreo de motores	Detección de sobrecargas
Voltaje	Calidad de energía	Identificación de anomalías
Potencia	Gestión energética	Optimización de consumo
Temperatura	Protección de equipos	Prevención de fallas
Vibración	Mantenimiento predictivo	Detección temprana de desgaste
Iluminación	Sistemas inteligentes	Ahorro energético

Como se observa en la tabla 3.4, la programación permite transformar variables físicas en información útil para la supervisión y optimización de los sistemas electromecánicos. Esta capacidad constituye la base de numerosas aplicaciones relacionadas con eficiencia energética, mantenimiento predictivo y automatización industrial.

3.2.4.2 Control de motores y actuadores

Los motores eléctricos representan uno de los principales consumidores de energía dentro de los entornos industriales, razón por la cual su control eficiente constituye un área estratégica para la ingeniería electromecánica. La programación permite desarrollar algoritmos capaces de regular el funcionamiento de motores y actuadores en función de las necesidades específicas de cada proceso. Cabe resaltar que no solo automatiza la operación de motores y actuadores, sino que permite adaptar su comportamiento a las condiciones dinámicas del proceso, favoreciendo un uso más eficiente de la energía y una respuesta más precisa ante cambios en las condiciones de operación.

Las estrategias modernas de control utilizan información proveniente de sensores para ajustar parámetros operativos relacionados con velocidad, posición, torque o condiciones de carga. Este enfoque permite optimizar el consumo energético y mejorar la estabilidad de los procesos industriales (Bolton, 2021; Groover, 2021).

La incorporación de variadores de frecuencia, sistemas embebidos y plataformas programables ha ampliado significativamente las posibilidades de control. Actualmente es posible implementar sistemas capaces de modificar automáticamente la velocidad de motores de acuerdo con la demanda real del proceso, reduciendo consumos energéticos y prolongando la vida útil de los equipos. Además de motores eléctricos, la programación también interviene en el control de actuadores neumáticos, válvulas automatizadas, sistemas de iluminación inteligente y diversos dispositivos utilizados en procesos de manufactura y automatización industrial.

3.2.4.3 Sistemas de supervisión remota

La supervisión remota representa una de las principales contribuciones de la transformación digital a la gestión de sistemas electromecánicos. Gracias a la integración de tecnologías de comunicación y programación, la información generada por sensores y dispositivos de campo puede visualizarse desde ubicaciones remotas mediante plataformas web y aplicaciones móviles. Ello trasciende la simple visualización de información, ya que permite extender la capacidad de seguimiento y gestión de los sistemas electromecánicos más allá del lugar donde se encuentran instalados, favoreciendo una administración más eficiente de los recursos y una respuesta oportuna ante cambios en las condiciones de operación.

Estos sistemas permiten monitorear indicadores de desempeño, generar alarmas, consultar históricos de operación y evaluar tendencias de comportamiento sin necesidad de presencia física en la instalación. Como consecuencia, las organizaciones pueden mejorar la capacidad de respuesta ante eventos operativos y optimizar la gestión de activos industriales (Lee et al., 2015; Leng et al., 2023). Las plataformas de supervisión remota también facilitan la integración de múltiples equipos dentro de una misma infraestructura digital, permitiendo consolidar información procedente de motores, tableros eléctricos, sistemas de bombeo y otros dispositivos electromecánicos en entornos centralizados de monitoreo.

3.2.4.4 Integración con Internet de las Cosas

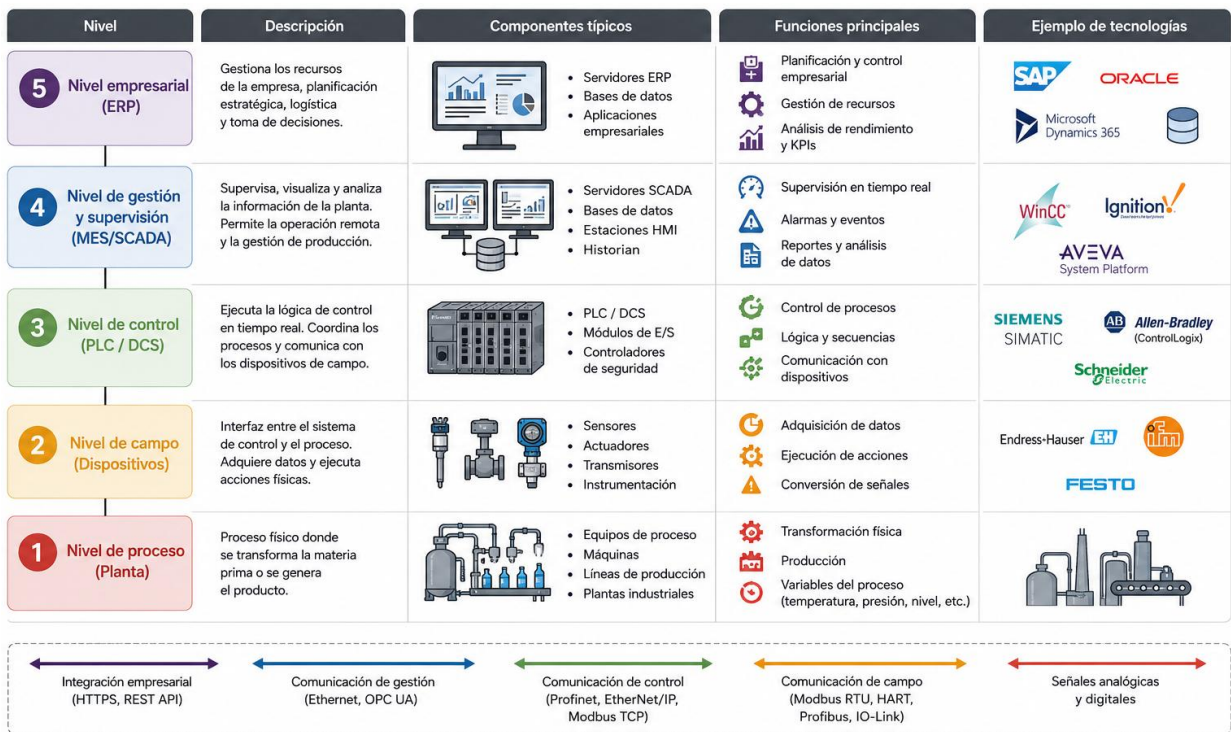
El Internet de las Cosas (IoT) ha ampliado significativamente las capacidades de monitoreo y control disponible para los sistemas electromecánicos. Su principio fundamental consiste en permitir que sensores, dispositivos de procesamiento y plataformas digitales intercambien información mediante redes de comunicación, generando ecosistemas capaces de supervisar procesos de forma distribuida y en tiempo real (Atzori et al., 2010; Gubbi et al., 2013).

Dentro de la ingeniería electromecánica, la integración con IoT permite desarrollar soluciones orientadas al monitoreo energético, mantenimiento predictivo, automatización de instalaciones y gestión inteligente de recursos. Plataformas como ESP32 facilitan la conexión de sensores y actuadores a servicios en la nube, permitiendo almacenar información histórica y generar indicadores operativos accesibles desde cualquier ubicación.

La integración de sensores, plataformas programables y tecnologías de comunicación ha permitido desarrollar arquitecturas IoT capaces de supervisar variables operativas y energéticas en tiempo real. Estas arquitecturas constituyen uno de los pilares de la transformación digital industrial al facilitar la adquisición, transmisión y análisis de información procedente de sistemas electromecánicos. La figura 3.3 presenta una arquitectura general de monitoreo y control basada en Internet de las Cosas.

Figura 3.3

Arquitectura IoT para monitoreo y control de sistemas electromecánicos.



Nota. Elaboración propia con base en Atzori et al. (2010), Gubbi et al. (2013), Lee et al. (2015), Javaid et al. (2022), Leng et al. (2023) y Tao et al. (2022).

Como se observa en la figura 3.3, la programación actúa como elemento integrador entre los dispositivos físicos y las plataformas digitales de análisis. La

información obtenida mediante sensores es procesada por sistemas embebidos y transmitida hacia entornos de monitoreo remoto donde puede utilizarse para generar indicadores de desempeño, detectar anomalías operativas y apoyar estrategias de optimización energética. Esta integración constituye una de las bases tecnológicas de los sistemas ciberfísicos asociados con la Industria 4.0.

La evolución hacia arquitecturas IoT también ha favorecido la incorporación de técnicas avanzadas de análisis de datos e inteligencia artificial. Como resultado, los sistemas electromecánicos dejan de funcionar únicamente como dispositivos de control para convertirse en fuentes permanentes de información capaces de apoyar procesos de optimización y toma de decisiones basados en evidencia técnica.

La convergencia entre programación, sensores inteligentes, conectividad y análisis de datos constituye uno de los fundamentos tecnológicos de la Industria 4.0. Esta integración permite desarrollar sistemas cada vez más autónomos, eficientes y adaptables a las necesidades cambiantes de los procesos industriales.

La evolución de las arquitecturas IoT industriales también ha favorecido el desarrollo de enfoques basados en microservicios y sistemas distribuidos, permitiendo una mayor flexibilidad, interoperabilidad y escalabilidad en los entornos de manufactura inteligente (Thramboulidis et al., 2018a; Thramboulidis et al., 2018b).

3.2.5 Programación e Industria 4.0

La evolución de la programación ha trascendido el ámbito del control local para convertirse en el elemento que articula la interacción entre dispositivos físicos, sistemas embebidos, plataformas digitales y servicios de análisis, posibilitando el funcionamiento coordinado de las arquitecturas propias de la Industria 4.0. Este paradigma industrial, formalmente planteado por Kagermann et al. (2013) y posteriormente difundido a escala global por Schwab (2016), promueve la integración de sistemas físicos, tecnologías digitales y redes de comunicación para desarrollar procesos productivos más inteligentes, flexibles y eficientes. La integración entre sensores inteligentes, plataformas de comunicación, sistemas embebidos y herramientas avanzadas de análisis de datos ha transformado la forma en que se diseñan, operan y optimizan los sistemas electromecánicos modernos.

En este contexto, la programación ya no se limita a ejecutar secuencias de control predefinidas. Actualmente participa en procesos de adquisición masiva de datos, comunicación entre dispositivos, análisis en tiempo real y toma de decisiones automatizada. Estas capacidades han permitido desarrollar sistemas capaces de adaptarse dinámicamente a cambios en las condiciones de operación,

incrementando la eficiencia, confiabilidad y flexibilidad de los procesos industriales (Lasi et al., 2014; Lee et al., 2015; Tao et al., 2022).

3.2.5.1 Sistemas ciberfísicos

Más que representar una conexión entre componentes físicos y digitales, los sistemas ciberfísicos establecen una interacción continua donde la información generada por el proceso físico influye en las decisiones del sistema digital y, a su vez, estas decisiones modifican el comportamiento del proceso físico mediante acciones de control. (Lee et al., 2015; Monostori et al., 2016).

Dentro de la ingeniería electromecánica, estos sistemas permiten conectar equipos físicos como motores, sistemas de bombeo, tableros eléctricos e instalaciones de iluminación con plataformas digitales de supervisión y análisis. Esta integración facilita la obtención de información continua sobre el estado operativo de los procesos y favorece la implementación de estrategias avanzadas de mantenimiento, gestión energética y optimización de recursos. Desde una perspectiva arquitectónica, los sistemas ciberfísicos requieren la integración coordinada de componentes de hardware, software y comunicaciones, permitiendo que los procesos físicos y digitales evolucionen como un sistema único. Diversos estudios recientes han destacado que esta integración constituye uno de los principales factores para la implementación exitosa de la Industria 4.0 (Lee & Seshia, 2016; Oks et al., 2022).

La programación desempeña un papel central en estas arquitecturas al permitir la interacción entre sensores, dispositivos de procesamiento y plataformas de comunicación. Gracias a esta capacidad de integración, los sistemas ciberfísicos pueden responder de manera autónoma ante variaciones operativas, reduciendo tiempos de respuesta y mejorando la eficiencia de los procesos industriales.

3.2.5.2 Edge Computing

El crecimiento exponencial de los datos generados por sensores industriales ha impulsado el desarrollo de nuevas estrategias para procesar información de manera más eficiente. Más que trasladar el procesamiento hacia los dispositivos de campo, el edge computing propone distribuir inteligentemente las tareas de procesamiento entre el borde de la red y los servicios centrales, asignando cada operación al nivel donde puede ejecutarse con mayor eficiencia y menor latencia. (Shi et al., 2016; Xu et al., 2021).

En aplicaciones electromecánicas, plataformas como ESP32 y Raspberry Pi Pico permiten ejecutar algoritmos de procesamiento local capaces de analizar

variables operativas antes de transmitir información hacia la nube. Esta capacidad resulta especialmente útil en aplicaciones que requieren respuestas rápidas o donde la conectividad puede ser limitada.

La adopción de edge computing también contribuye a reducir el volumen de datos transmitidos a través de las redes de comunicación, optimizando el uso de recursos computacionales y fortaleciendo la seguridad de la información. Como resultado, se ha convertido en una tecnología estratégica para el desarrollo de sistemas industriales inteligentes. Diversos estudios han señalado que el procesamiento distribuido en el borde de la red contribuye a mejorar la confiabilidad de los sistemas industriales al reducir la dependencia de servicios remotos y favorecer respuestas oportunas ante eventos críticos (Sánchez et al., 2021).

3.2.5.3 Inteligencia artificial integrada

La incorporación de técnicas de inteligencia artificial representa una de las tendencias más relevantes en la evolución de los sistemas electromecánicos programables. Los avances recientes en aprendizaje automático, análisis predictivo y reconocimiento de patrones han ampliado significativamente las capacidades de monitoreo y control disponibles para los entornos industriales (Javaid et al., 2022; Kusiak, 2017).

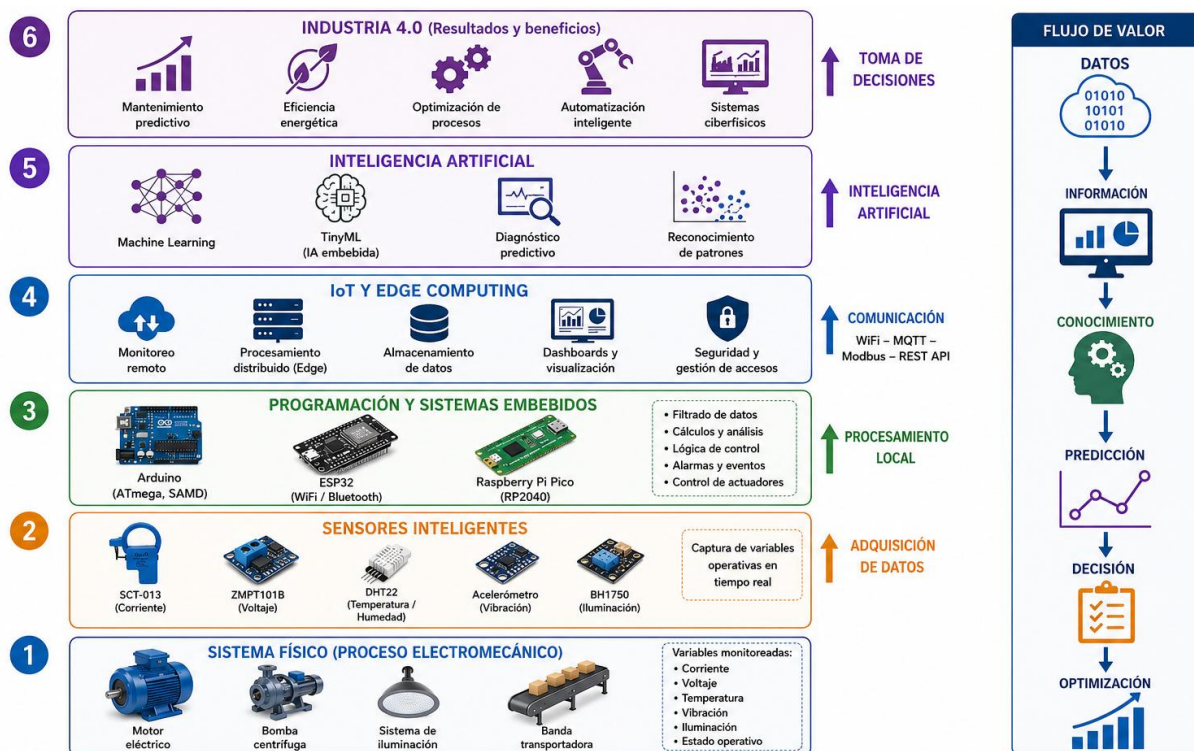
La programación permite implementar algoritmos capaces de analizar grandes volúmenes de datos procedentes de sensores industriales para identificar tendencias, detectar anomalías y generar predicciones relacionadas con el comportamiento de los equipos. Estas capacidades favorecen la transición desde estrategias de mantenimiento correctivo hacia enfoques predictivos basados en evidencia operativa.

La convergencia entre inteligencia artificial, análisis de datos e Internet de las Cosas está impulsando una nueva generación de sistemas industriales inteligentes capaces de aprender y adaptarse continuamente a las condiciones operativas. Este fenómeno ha sido identificado como uno de los principales impulsores de la evolución futura de la Industria 4.0 (Meindl & Mendonça, 2021).

Las nuevas arquitecturas capaces de transformar datos operativos en conocimiento útil para la toma de decisiones han sido la consecuencia entre la convergencia entre programación, sensores inteligentes, conectividad y herramientas de inteligencia artificial. La figura 3.4 muestra la interacción entre estas tecnologías dentro del marco conceptual de la Industria 4.0.

Figura 3.4

Integración de programación, IoT e inteligencia artificial en sistemas electromecánicos inteligentes.



Nota. Elaboración propia con base en Javaid et al. (2022), Lee et al. (2015), Leng et al. (2023), Kusiak (2017), Monostori et al. (2016), Tao et al. (2022), y Xu et al. (2021),

Como se observa en la figura 3.4, la programación constituye el vínculo que permite integrar dispositivos físicos, plataformas de comunicación, herramientas de análisis y algoritmos de inteligencia artificial. Esta convergencia tecnológica favorece la generación de sistemas capaces de aprender del comportamiento operativo, anticipar eventos críticos y optimizar continuamente el desempeño de los procesos industriales.

Asimismo, el desarrollo de herramientas de inteligencia artificial embebida y TinyML ha abierto nuevas posibilidades para ejecutar modelos de aprendizaje automático directamente sobre microcontroladores y sistemas de bajo consumo energético. Esta evolución permite acercar la inteligencia a los dispositivos de campo, reduciendo la necesidad de procesamiento externo y mejorando la capacidad de respuesta de los sistemas.

3.2.5.4 Retos y limitaciones

A pesar de los avances asociados con la transformación digital, la implementación de sistemas inteligentes en ingeniería electromecánica enfrenta diversos desafíos técnicos y organizacionales. Uno de los principales retos consiste en garantizar la interoperabilidad entre dispositivos desarrollados por diferentes fabricantes y plataformas tecnológicas. Estos desafíos evidencian que la adopción de tecnologías digitales no depende únicamente de la incorporación de nuevos dispositivos, sino de la capacidad para integrarlos dentro de arquitecturas interoperables, seguras y sostenibles.

La seguridad informática representa otro aspecto crítico debido al incremento en la conectividad de los sistemas industriales. La protección de datos, la gestión de accesos y la prevención de ataques cibernéticos constituyen factores fundamentales para asegurar la confiabilidad de las infraestructuras digitales (Hermann et al., 2016; Zhou et al., 2024).

Adicionalmente, la creciente complejidad de estas tecnologías demanda profesionales capaces de integrar conocimientos de programación, automatización, comunicaciones, análisis de datos e inteligencia artificial. Esta necesidad impulsa la evolución de la ingeniería electromecánica hacia perfiles multidisciplinarios orientados al diseño y gestión de sistemas inteligentes.

A futuro, la convergencia entre programación, IoT, edge computing e inteligencia artificial continuará ampliando las capacidades de los sistemas electromecánicos. La integración de estas tecnologías permitirá desarrollar entornos industriales cada vez más autónomos, eficientes y sostenibles, consolidando los principios fundamentales de la Industria 4.0 y sentando las bases para futuras generaciones de sistemas inteligentes.

La implementación de tecnologías asociadas con la Industria 4.0 ofrece importantes oportunidades para mejorar la competitividad y sostenibilidad de los sistemas electromecánicos. Sin embargo, también implica enfrentar diversos desafíos relacionados con infraestructura, seguridad y formación profesional. La tabla 3.5 resume algunos de los principales beneficios y limitaciones identificados en la literatura especializada.

Tabla 3.5.

Beneficios y desafíos de la programación en entornos Industria 4.0

Aspecto	Beneficio	Desafío
IoT	Monitoreo remoto	Seguridad de datos
edge computing	Menor latencia	Complejidad de implementación
Inteligencia Artificial	Predicción de fallas	Requerimiento de datos
Sistemas ciberfísicos	Automatización avanzada	Interoperabilidad
Analítica de datos	Mejor toma de decisiones	Gestión de grandes volúmenes de información
Conectividad industrial	Integración de procesos	Dependencia tecnológica

Fuente: Elaboración propia con base en Javaid et al. (2022), Kusiak (2017), Lee et al. (2015), Monostori et al. (2016), y Zhou et al. (2024).

3.3. Aplicaciones prácticas y perspectivas futuras

La programación se ha consolidado como una de las tecnologías habilitadoras más relevantes para la transformación digital de los sistemas electromecánicos. Su integración con sensores inteligentes, plataformas de comunicación, herramientas de análisis de datos y algoritmos de inteligencia artificial ha ampliado significativamente las capacidades de supervisión, control y optimización disponibles para los entornos industriales.

Las aplicaciones desarrolladas durante los últimos años evidencian una transición progresiva desde esquemas tradicionales de automatización hacia arquitecturas digitales capaces de generar información estratégica para la toma de decisiones. Esta evolución no solo contribuye a mejorar la eficiencia operativa, sino que también fortalece la sostenibilidad energética y la competitividad de los procesos industriales.

3.3.1 Monitoreo energético inteligente

El monitoreo energético inteligente representa una de las aplicaciones más relevantes de la programación dentro de la ingeniería electromecánica. La creciente necesidad de optimizar el consumo de energía y reducir costos operativos ha impulsado el desarrollo de sistemas capaces de supervisar continuamente variables eléctricas asociadas con el desempeño de equipos e instalaciones. El monitoreo energético inteligente representa una de las aplicaciones más relevantes de la programación porque permite transformar la información obtenida de los sistemas eléctricos en indicadores que apoyan la toma de decisiones orientadas a mejorar la eficiencia energética y la operación de las instalaciones.

Mediante la integración de sensores de corriente, voltaje, potencia y energía con plataformas programables como ESP32 y Raspberry Pi Pico, es posible

construir sistemas que recopilan información en tiempo real y generan indicadores útiles para la gestión energética (Leng et al., 2023; Tao et al., 2022). Estos sistemas permiten identificar patrones de consumo, detectar anomalías operativas y evaluar oportunidades de mejora orientadas a incrementar la eficiencia energética.

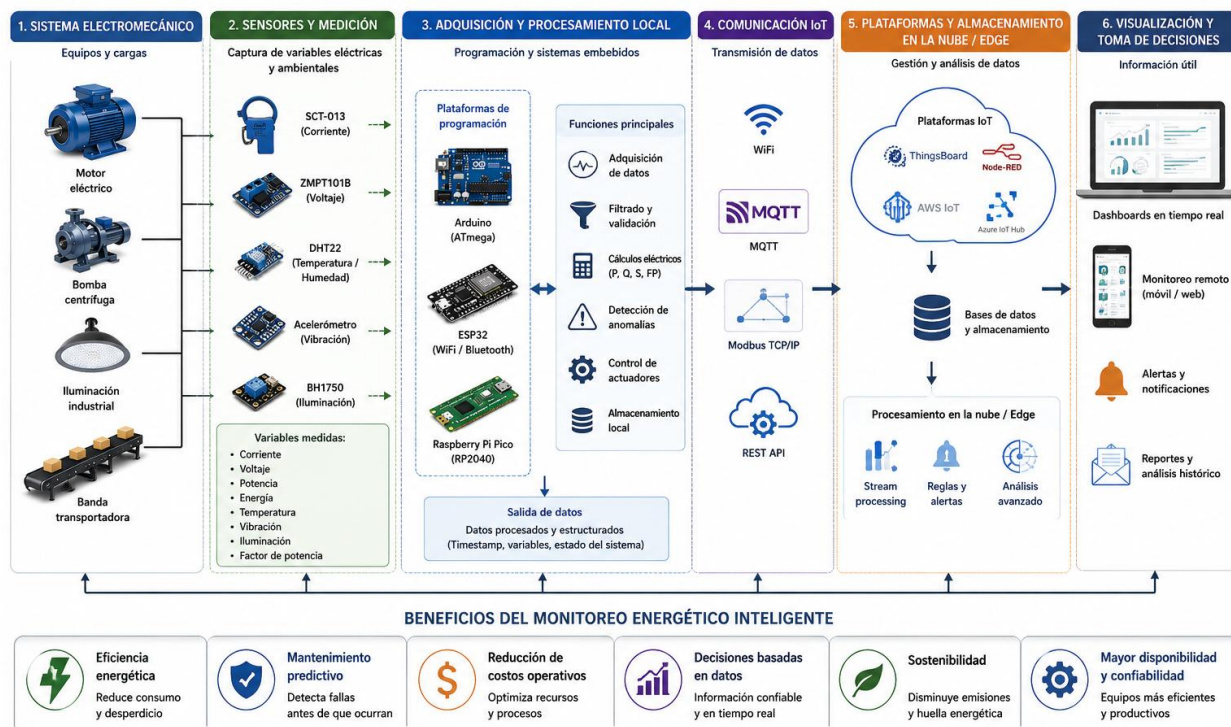
Dentro de los entornos industriales, el monitoreo energético inteligente se utiliza para supervisar motores eléctricos, sistemas de bombeo, instalaciones de iluminación y procesos de manufactura. La disponibilidad de información continua facilita la implementación de estrategias de mantenimiento predictivo y contribuye a reducir pérdidas energéticas asociadas con condiciones anormales de operación.

Asimismo, la integración con plataformas web y servicios en la nube permite visualizar indicadores de desempeño desde ubicaciones remotas, fortaleciendo la capacidad de gestión y toma de decisiones basada en datos. Esta característica resulta especialmente valiosa para organizaciones que operan múltiples instalaciones o requieren supervisar activos distribuidos geográficamente.

La implementación de sistemas inteligentes de monitoreo energético requiere la integración coordinada de sensores, plataformas programables, sistemas de comunicación y herramientas de visualización. La figura 3.5 muestra una arquitectura típica utilizada para la supervisión energética en instalaciones electromecánicas.

Figura 3.5.

Arquitectura de un sistema inteligente de monitoreo energético inteligente para sistemas electromecánicos.



Nota. Elaboración propia con base en Atzori et al. (2010). Gubbi et al. (2013), Javaid et al. (2022), Kusiak (2017), Leng et al. (2023), Shi et al. (2016) y Tao et al. (2022).

3.3.2 Automatización industrial conectada

La automatización industrial ha evolucionado considerablemente gracias a la incorporación de tecnologías digitales que permiten conectar equipos, procesos y plataformas de supervisión dentro de una misma infraestructura de información. En este contexto, la programación desempeña un papel central al coordinar la interacción entre sensores, actuadores, sistemas de control y herramientas de análisis.

La automatización conectada permite desarrollar procesos capaces de adaptarse dinámicamente a cambios en las condiciones operativas mediante el intercambio continuo de información. Por ejemplo, sistemas de bombeo pueden ajustar automáticamente su funcionamiento de acuerdo con la demanda real del proceso, mientras que sistemas de iluminación inteligente pueden modificar sus niveles de operación en función de la ocupación y las condiciones ambientales.

Estas capacidades generan beneficios relacionados con reducción de consumo energético, incremento de productividad, mejora de la calidad de los procesos y optimización del uso de recursos industriales (Groover, 2021; Bolton, 2021). Adicionalmente, la disponibilidad de datos históricos facilita la identificación de tendencias y la implementación de estrategias orientadas a la mejora continua.

La convergencia entre programación, automatización e Internet de las Cosas ha permitido desarrollar sistemas industriales más flexibles, escalables e interoperables. Como consecuencia, las organizaciones pueden responder de manera más eficiente a los desafíos asociados con la competitividad y sostenibilidad de los procesos productivos.

3.3.3 Tendencias futuras de la programación aplicada a la ingeniería electromecánica

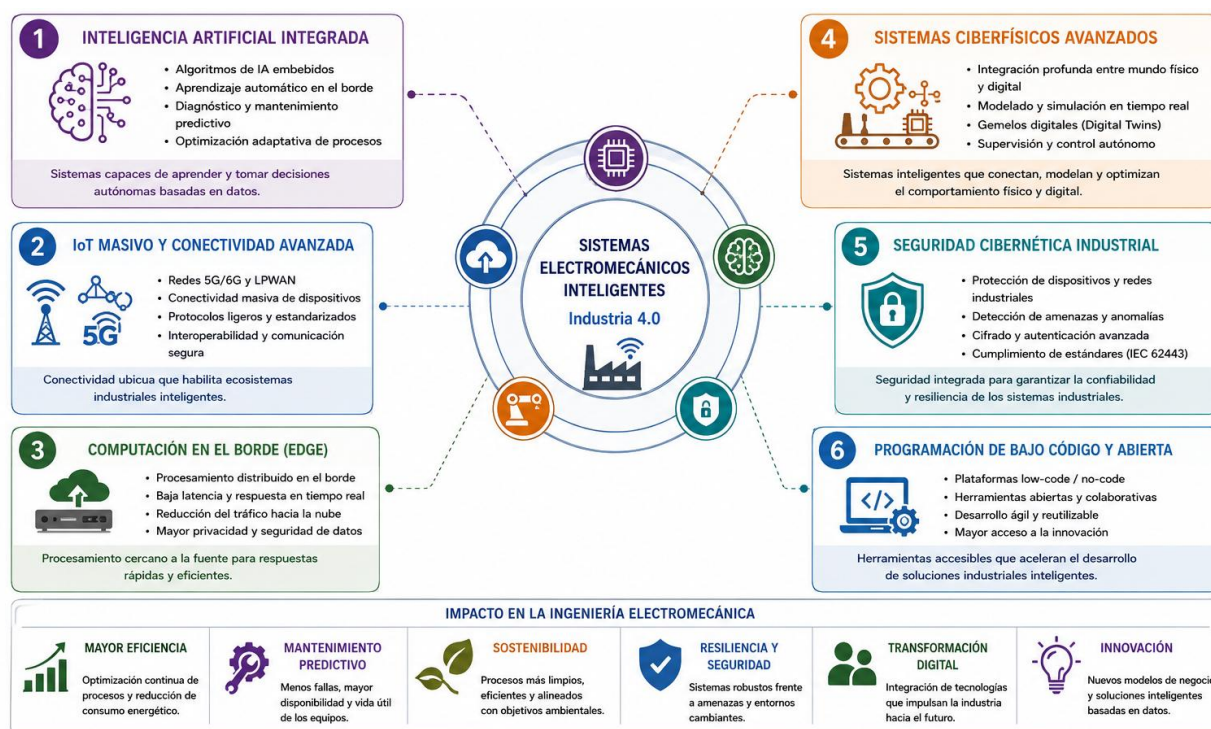
Las tendencias tecnológicas actuales indican que la programación continuará desempeñando un papel fundamental en la evolución de los sistemas electromecánicos inteligentes. Entre las áreas de mayor crecimiento destacan la inteligencia artificial embebida, los sistemas ciberfísicos avanzados, los gemelos digitales y las arquitecturas basadas en edge computing. La programación continuará desempeñando un papel fundamental porque constituye el mecanismo que permitirá integrar capacidades de percepción, análisis, comunicación y toma de decisiones dentro de arquitecturas industriales cada vez más distribuidas e inteligentes.

Una de las tendencias más prometedoras corresponde al desarrollo de soluciones basadas en TinyML, enfoque que permite ejecutar algoritmos de aprendizaje automático directamente sobre microcontroladores de bajo consumo energético. Esta capacidad facilita la implementación de funciones de diagnóstico, clasificación y predicción sin depender exclusivamente de plataformas externas de procesamiento. Adicionalmente, la integración de tecnologías digitales avanzadas está impulsando la evolución hacia fábricas inteligentes capaces de combinar monitoreo, simulación y optimización en tiempo real. Estas capacidades representan uno de los escenarios más prometedores para la siguiente generación de sistemas electromecánicos inteligentes (Ryalat, 2023). La ejecución local de modelos de aprendizaje automático representa un cambio importante respecto a las arquitecturas tradicionales, ya que acerca las capacidades de inteligencia artificial al punto donde se generan los datos, reduciendo la dependencia de plataformas externas y favoreciendo respuestas más oportunas.

La evolución tecnológica de la programación aplicada a la ingeniería electromecánica continúa impulsando nuevas capacidades asociadas con inteligencia artificial, sistemas autónomos y análisis avanzado de datos. La figura 3.6 resume algunas de las principales tendencias identificadas para los próximos años.

Figura 3.6.

Tendencias futuras en programación e integración digital para la ingeniería electromecánica.



Nota. Elaboración propia con base en investigaciones sobre Industria 4.0, sistemas ciberfísicos, edge computing, inteligencia artificial embebida e Internet de las Cosas reportadas por Lee et al. (2015), Monostori et al. (2016), Sánchez et al. (2021), Oks et al. (2022), Tao et al. (2022), Ryalat (2023) y Xu et al. (2021).

Los gemelos digitales representan otra línea de desarrollo con gran potencial para la ingeniería electromecánica. Estas tecnologías permiten construir representaciones virtuales de equipos y procesos físicos capaces de reproducir su comportamiento en tiempo real. Como resultado, es posible evaluar escenarios operativos, optimizar estrategias de control y anticipar posibles fallas antes de que ocurran en el sistema real.

Asimismo, el crecimiento de las arquitecturas Edge AI está favoreciendo la migración de capacidades de inteligencia artificial hacia dispositivos ubicados directamente en el entorno de operación. Esta tendencia reduce la latencia, mejora la privacidad de la información y fortalece la capacidad de respuesta de los sistemas inteligentes.

En conjunto, estas tecnologías apuntan hacia el desarrollo de entornos industriales cada vez más autónomos, adaptativos y sostenibles. La capacidad para integrar programación, análisis de datos, conectividad e inteligencia artificial constituirá uno de los principales factores que definirán la evolución futura de la ingeniería electromecánica dentro del marco de la transformación digital.

Las tecnologías emergentes asociadas con la Industria 4.0 presentan diferentes niveles de madurez y potencial de aplicación dentro de la ingeniería electromecánica. La tabla 3.6 resume algunas de las principales tendencias y sus posibles aplicaciones futuras.

Tabla 3.6.

Tecnologías emergentes y aplicaciones futuras.

Tecnología emergente	Aplicación electromecánica	Beneficio esperado
TinyML	Diagnóstico local de equipos	Menor latencia
Edge AI	Control inteligente distribuido	Respuesta en tiempo real
Gemelos digitales	Simulación operacional	Optimización de procesos
Sistemas ciberfísicos avanzados	Automatización autónoma	Mayor eficiencia
Análítica predictiva	Mantenimiento predictivo	Reducción de fallas
IA generativa industrial	Asistencia técnica y diagnóstico	Mayor productividad

Fuente: Elaboración propia con base en Chen et al. (2018), Kusiak (2017), Xu et al. (2021) y Zhou et al. (2024).

3.4. Conclusiones

Esta transformación refleja el cambio desde esquemas de automatización centrados en el control de equipos individuales hacia arquitecturas digitales capaces de integrar adquisición de datos, análisis de información y toma de decisiones dentro de un mismo entorno operativo. Lo que inicialmente surgió como una herramienta destinada a automatizar secuencias de control ha evolucionado hasta convertirse en un componente estratégico para la transformación digital de los procesos industriales. Esta transición ha sido impulsada por la integración de plataformas programables, sensores inteligentes, sistemas de comunicación y herramientas avanzadas de procesamiento de datos que permiten desarrollar entornos cada vez más conectados y adaptativos.

Su relevancia radica en que proporciona la infraestructura lógica necesaria para coordinar el intercambio de información entre dispositivos físicos, plataformas digitales y herramientas de análisis, posibilitando la operación integrada de los sistemas propios de la Industria 4.0. Su capacidad para integrar dispositivos físicos con plataformas digitales permite adquirir información en tiempo real, supervisar condiciones operativas, automatizar procesos y apoyar la toma de decisiones basada en datos. Como resultado, los sistemas electromecánicos modernos han incrementado significativamente sus niveles de eficiencia, flexibilidad y confiabilidad operativa.

Asimismo, la incorporación de plataformas como Arduino, ESP32 y Raspberry Pi Pico ha ampliado las posibilidades de desarrollo de soluciones orientadas al monitoreo energético, la automatización industrial y el Internet de las Cosas. Estas tecnologías han facilitado la implementación de sistemas accesibles capaces de recopilar información, procesarla localmente y transmitirla hacia entornos de supervisión remota, favoreciendo la adopción de estrategias de mantenimiento predictivo y gestión inteligente de recursos energéticos.

Otro aspecto relevante identificado corresponde a la creciente convergencia entre programación, sistemas ciberfísicos, edge computing e inteligencia artificial. Esta integración está impulsando una nueva generación de sistemas electromecánicos capaces de analizar información de manera autónoma, detectar patrones operativos y ejecutar acciones orientadas a la optimización continua de los procesos. En consecuencia, la programación deja de desempeñar únicamente funciones de control para convertirse en el mecanismo que articula la interacción entre el mundo físico y los entornos digitales inteligentes.

No obstante, la consolidación de estas tecnologías también plantea desafíos importantes relacionados con interoperabilidad, ciberseguridad, gestión de grandes volúmenes de datos y formación de recursos humanos especializados. La complejidad creciente de los sistemas inteligentes exige profesionales con competencias multidisciplinarias que integren conocimientos de programación, automatización, comunicaciones, análisis de datos e inteligencia artificial, fortaleciendo así la evolución de la ingeniería electromecánica hacia nuevos perfiles profesionales asociados con la transformación digital.

Finalmente, las tendencias emergentes indican que tecnologías como TinyML, Edge AI, gemelos digitales y sistemas ciberfísicos avanzados continuarán ampliando las capacidades de supervisión, diagnóstico y control disponibles para los entornos industriales. Bajo este escenario, la programación seguirá desempeñando un papel central en el desarrollo de soluciones orientadas a

incrementar la eficiencia energética, mejorar la sostenibilidad de los procesos y fortalecer la competitividad de las organizaciones dentro de un contexto industrial cada vez más digitalizado e interconectado.

Referencias

- Atzori, L., Iera, A., & Morabito, G. (2010). The Internet of Things: A survey. *Computer Networks*, 54(15), 2787–2805. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2010.05.010>
- Banzi, M., & Shiloh, M. (2022). *Getting started with Arduino* (4th ed.). Maker Media.
- Barr, M., & Massa, A. (2021). *Programming embedded systems: With C and GNU development tools* (3rd ed.). O'Reilly Media.
- Bolton, W. (2021). *Programmable logic controllers* (7th ed.). Elsevier.
- Chen, B., Wan, J., Shu, L., Li, P., Mukherjee, M., & Yin, B. (2018). Smart factory of Industry 4.0: Key technologies, application case, and challenges. *IEEE Access*, 6, 6505–6519. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2783682>
- European Commission. (2021). *Industry 5.0: Towards a sustainable, human-centric and resilient European industry*. Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2777/308407>
- Frank, A. G., Dalenogare, L. S., & Ayala, N. F. (2019). Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies. *International Journal of Production Economics*, 210, 15–26. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.01.004>
- Groover, M. P. (2021). *Automation, production systems, and computer-integrated manufacturing* (5th ed.). Pearson.
- Gubbi, J., Buyya, R., Marusic, S., & Palaniswami, M. (2013). Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions. *Future Generation Computer Systems*, 29(7), 1645–1660. <https://doi.org/10.1016/j.future.2013.01.010>
- Hermann, M., Pentek, T. and Otto, B. (2016) Design Principles for Industrie 4.0 Scenarios. Proceedings of 49th Hawaii International Conference on System Sciences HICSS, Koloa, 5-8 January 2016, 3928-3937. <https://doi.org/10.1109/HICSS.2016.488>
- International Energy Agency. (2023). *Energy efficiency 2023*. IEA. <https://www.iea.org/reports/energy-efficiency-2023>

- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., Khan, S., & Suman, R. (2022). Understanding the adoption of Industry 4.0 technologies in improving environmental sustainability. *Sustainable Operations and Computers*, 3, 203–217. <https://doi.org/10.1016/j.susoc.2022.01.008>
- Kagermann, H., Wahlster, W., & Helbig, J. (2013). *Recommendations for implementing the strategic initiative Industrie 4.0*. Final report of the Industrie 4.0 Working Group. Acatech— National Academy of Science and Engineering, 678. [recommendations-for-implementing-industry-4-0-data.pdf](https://doi.org/10.1016/j.susoc.2022.01.008)
- Kolban, N. (2021). *Kolban's book on ESP32*. Leanpub.
- must embrace big data. *Nature*, 544(7648), 23–25. <https://doi.org/10.1038/544023a>
- Lasi, H., Fettke, P., Kemper, H., Feld, T., & Hoffmann, M. (2014). Industry 4.0. *Business & Information Systems Engineering*, 6(4), 239–242. <https://doi.org/10.1007/s12599-014-0334-4>
- Lee, E. A., & Seshia, S. A. (2016). *Introduction to embedded systems: A cyber-physical systems approach* (2nd ed.). MIT Press.
- Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H.-A. (2015). A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18–23. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001>
- Leng, J., Ruan, G., Jiang, P., Xu, K., Liu, Q., Zhou, X., & Liu, C. (2023). Blockchain-empowered sustainable manufacturing and product lifecycle management in industry 4.0: A survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 132, 110112. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110112>
- Meindl, B., & Mendonça, J. (2021). Mapping Industry 4.0 technologies: From cyber-physical systems to artificial intelligence. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2111.14168>
- Monk, S. (2023). *Programming the Pico: Learn coding and electronics with the Raspberry Pi Pico* (2.^a ed.). MonkMakes Press.
- Monostori, L., Kádár, B., Bauernhansl, T., Kondoh, S., Kumara, S., Reinhart, G., Sauer, O., Schuh, G., Sihn, W., & Ueda, K. (2016). Cyber-physical systems in manufacturing. *CIRP Annals*, 65(2), 621–641. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2016.06.005>
- Oks, S. J., Jalowski, M., Lechner, M., Mirschberger, S., Merklein, M., Vogel-Heuser, B. & Möslin, K.M. (2022). Cyber-Physical Systems in the Context of Industry 4.0: A Review, Categorization and Outlook. *Information Systems Frontiers*.

26(5), 1731–1772. 26(5), 1731–1772. <https://doi.org/10.1007/s10796-022-10252-x>

Raspberry Pi Foundation. (2024). *Raspberry Pi Documentation*. Raspberry Pi Ltd. <https://www.raspberrypi.com/documentation/>

Ryalat, M., ElMoaqet, H., & AlFaouri, M. (2023). Design of a Smart Factory Based on Cyber-Physical Systems and Internet of Things towards Industry 4.0. *Applied Sciences*, 13(4), 2156. <https://doi.org/10.3390/app13042156>

Sánchez, J. M. G., Jörgensen, N., Törngren, M., Inam, R., Berezovskyi, A., Feng, L., Fersman, E., Ramli, M. R., & Tan, K. (2021). Edge computing for cyber-physical systems: A systematic mapping study emphasizing trustworthiness. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2112.00619>

Schwab, K. (2016). The fourth industrial revolution. World Economic Forum <https://www.weforum.org/stories/technological-innovation/the-fourth-industrial-revolution-what-it-means-and-how-to-respond/>

Shi, W., Cao, J., Zhang, Q., Li, Y., & Xu, L. (2016). Edge computing: Vision and challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 3(5), 637–646. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2579198>

Tao, F., Xiao, B., Qi, Q., Cheng, J., & Jib, P. (2022). Digital twin modeling. *Journal of Manufacturing Systems*, 64, 372–389. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2022.06.015>

Tao, F., Zhang, H., Liu, A., & Nee, A. Y. C. (2019). Digital Twin in Industry: State-of-the-Art. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(4), 2405–2415. <https://doi.org/10.1109/tii.2018.2873186>

Thramboulidis, K., Vachtsevanou, D. C., & Kontou, I. (2018). CPuS-IoT: A cyber-physical microservice and IoT-based framework for manufacturing assembly systems. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/1807.07363>

Thramboulidis, K., Vachtsevanou, D. C., & Solanos, A. (2018). Cyber-physical microservices: An IoT-based framework for manufacturing systems. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/1801.10340>

Xu, L. D., He, W., & Li, S. (2014). Internet of things in industries: A survey. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 10(4), 2233–2243. <https://doi.org/10.1109/TII.2014.2300753>

Xu, X., Lu, Y., Vogel-Heuser, B., & Wang, L. (2021). Industry 4.0 and Industry 5.0—Inception, conception and perception. *Journal of Manufacturing Systems*, 67, 530–535. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.10.006>

Zhou, K., Liu, T., & Zhou, L. (2024). Industry 4.0: Towards future industrial opportunities and challenges. *Computers in Industry*, 163, 104045. <https://doi.org/10.1109/FSKD.2015.7382284>

CAPÍTULO 4

Internet de las Cosas y Monitoreo Inteligente de Sistemas Electromecánicos para la Transformación Digital

Internet of Things and Smart Monitoring of Electromechanical Systems for Digital Transformation

RESUMEN

La transformación digital de la industria ha impulsado la incorporación de tecnologías capaces de conectar equipos físicos, sistemas de adquisición de datos y plataformas digitales para mejorar la supervisión, el control y la optimización de los procesos electromecánicos. En este contexto, el Internet de las Cosas (IoT) se ha consolidado como una de las tecnologías habilitadoras más relevantes al facilitar la captura, transmisión y análisis de información procedente de sensores distribuidos en instalaciones industriales, energéticas y de automatización. El objetivo de este capítulo es analizar la contribución del IoT al monitoreo inteligente de sistemas electromecánicos, considerando los avances en sensorización, plataformas embebidas, comunicaciones digitales y herramientas de gestión de datos. Se examinan los fundamentos conceptuales del monitoreo industrial, los principales sensores utilizados para la adquisición de variables eléctricas, ambientales y de ocupación, así como las características de plataformas ampliamente empleadas en aplicaciones IoT, entre ellas ESP32, Raspberry Pi Pico, Raspberry Pi y NVIDIA Jetson Orin Nano. Asimismo, se analizan los mecanismos de comunicación y transmisión de datos que permiten la integración entre dispositivos físicos y entornos digitales. Finalmente, se discuten aplicaciones relacionadas con monitoreo energético, mantenimiento predictivo, automatización industrial y edificios inteligentes, además de tendencias emergentes asociadas al Internet Industrial de las Cosas (IIoT), la inteligencia artificial, los sistemas ciberfísicos y los gemelos digitales. Los resultados evidencian que la convergencia entre IoT, análisis de datos e inteligencia artificial está redefiniendo la manera en que se supervisan y optimizan los sistemas electromecánicos modernos, contribuyendo a incrementar su eficiencia, confiabilidad y sostenibilidad.

Palabras clave: Internet de las Cosas; Ingeniería electromecánica; Monitoreo inteligente; Internet Industrial de las Cosas; Eficiencia energética; Inteligencia artificial.

ABSTRACT

Industrial digital transformation has accelerated the adoption of technologies capable of connecting physical assets, data acquisition systems, and digital platforms to improve the monitoring, control, and optimization of electromechanical processes. Within this context, the Internet of Things (IoT) has emerged as one of the most significant enabling technologies by facilitating the collection, transmission, and analysis of information generated by distributed sensors in industrial, energy,

and automation environments. The objective of this chapter is to examine the contribution of IoT to the intelligent monitoring of electromechanical systems, considering advances in sensing technologies, embedded platforms, digital communications, and data management tools. The chapter discusses the conceptual foundations of industrial monitoring, the main sensors employed for acquiring electrical, environmental, and occupancy-related variables, as well as the characteristics of widely used IoT platforms such as ESP32, Raspberry Pi Pico, Raspberry Pi, and NVIDIA Jetson Orin Nano. In addition, communication mechanisms and data transmission technologies that enable integration between physical devices and digital environments are analyzed. Representative applications related to energy monitoring, predictive maintenance, industrial automation, and smart buildings are also examined, together with emerging trends associated with the Industrial Internet of Things (IIoT), artificial intelligence, cyber-physical systems, and digital twins. The findings indicate that the convergence of IoT, data analytics, and artificial intelligence is transforming the supervision and optimization of modern electromechanical systems, improving their efficiency, reliability, and sustainability.

Keywords: Internet of Things; Electromechanical engineering; Intelligent monitoring; Industrial Internet of Things; Energy efficiency; Artificial intelligence.

4.1. Introducción

La ingeniería electromecánica ha experimentado una profunda transformación durante las últimas décadas como consecuencia de la convergencia entre tecnologías de automatización, sistemas de comunicación digital, análisis de datos y herramientas inteligentes de supervisión para identificar patrones de comportamiento, optimizar el uso de la energía y anticipar condiciones asociadas a posibles fallas (Lee et al., 2015; Kagermann et al., 2013). Tradicionalmente, el diseño y operación de equipos electromecánicos se apoyaban en sistemas de control locales, instrumentación analógica y procedimientos de mantenimiento fundamentados principalmente en inspecciones periódicas. Aunque estos enfoques permitieron importantes avances en productividad y confiabilidad operativa, el incremento en la complejidad de los procesos industriales evidenció la necesidad de incorporar mecanismos capaces de proporcionar información continua sobre el estado de los sistemas y facilitar una toma de decisiones más rápida y precisa. La digitalización industrial modificó progresivamente este escenario al permitir que equipos, sensores y sistemas de control generaran volúmenes crecientes de información relacionados con variables eléctricas, mecánicas, térmicas y ambientales. Motores eléctricos, sistemas de bombeo, instalaciones de climatización, redes eléctricas industriales y procesos automatizados comenzaron

a producir datos que podían utilizarse no solo para supervisar la operación cotidiana, sino también para identificar patrones de comportamiento, optimizar el uso de la energía y anticipar condiciones asociadas a posibles fallas. Como resultado, la información adquirió un papel estratégico dentro de la gestión de los sistemas electromecánicos modernos.

En este contexto emergió el Internet de las Cosas (IoT) como una tecnología capaz de conectar elementos físicos con plataformas digitales dando origen a los denominados sistemas ciberfísicos y al Internet Industrial de las Cosas (IIoT) (Lee et al., 2015; Boyes et al., 2018). A diferencia de los esquemas tradicionales de monitoreo, donde gran parte de los datos permanecían confinados a dispositivos locales, las arquitecturas IoT facilitan la integración de sensores distribuidos, plataformas embebidas, servicios en la nube y herramientas de análisis que amplían significativamente las capacidades de supervisión y control. Esta evolución ha favorecido el desarrollo de sistemas capaces de operar con mayores niveles de autonomía, adaptabilidad y eficiencia. La relevancia del IoT se ha incrementado con la consolidación de la Industria 4.0, paradigma que promueve la interconexión de equipos, procesos y sistemas de información para construir entornos productivos más inteligentes y flexibles. Bajo esta visión, los sensores dejan de funcionar como simples dispositivos de medición para convertirse en fuentes permanentes de datos que alimentan sistemas de monitoreo, algoritmos de análisis y plataformas de apoyo a la toma de decisiones. La confluencia entre tecnologías de sensorización, comunicaciones digitales, computación en la nube e inteligencia artificial ha permitido desarrollar arquitecturas donde los sistemas físicos y digitales interactúan de manera continua, dando origen a los denominados sistemas ciberfísicos y al Internet Industrial de las Cosas (IIoT).

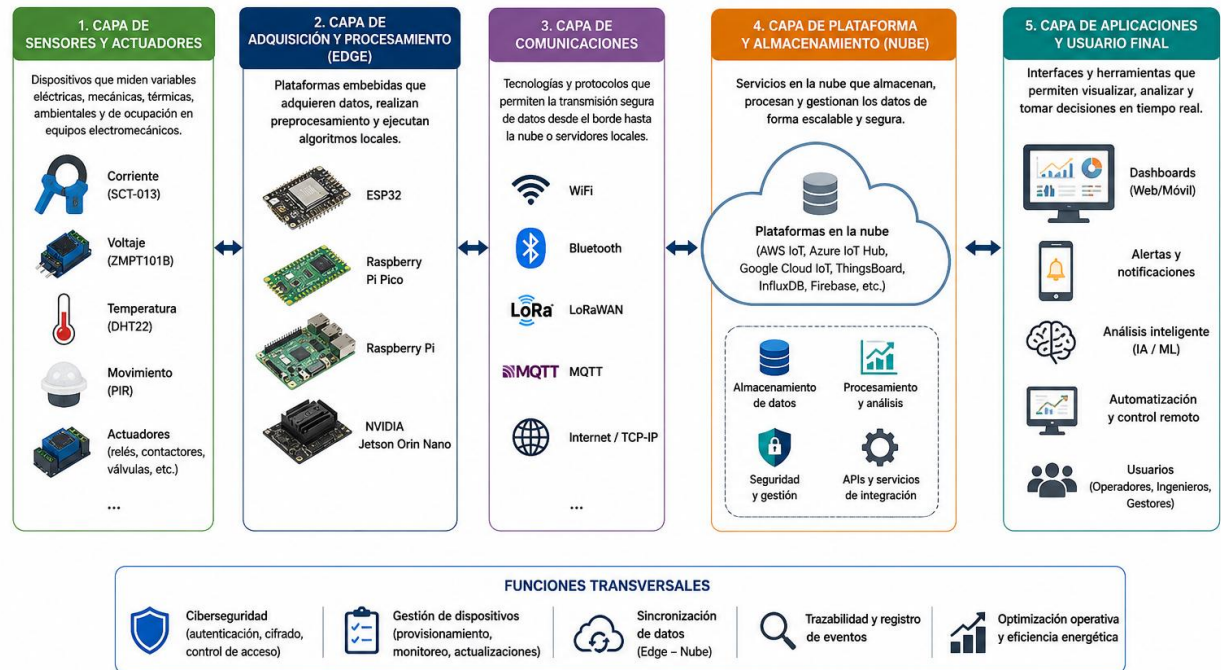
Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, estas capacidades resultan especialmente relevantes debido a que gran parte de los costos operativos y de mantenimiento están asociados al desempeño de equipos consumidores de energía. Variables como corriente, voltaje, potencia, temperatura, vibración, humedad, iluminación y ocupación de espacios pueden supervisarse de forma continua mediante plataformas IoT, proporcionando información valiosa para optimizar estrategias de operación y mejorar la eficiencia energética (Aazam et al., 2021; Sarker et al., 2023). Además, la disponibilidad de datos históricos facilita la implementación de enfoques de mantenimiento predictivo orientados a reducir tiempos de inactividad y aumentar la confiabilidad de los activos industriales (Mobley, 2002; Carvalho et al., 2019). No obstante, la incorporación de tecnologías IoT también plantea desafíos importantes, que constituyen aspectos críticos que deben considerarse durante el diseño e implementación de sistemas de monitoreo inteligente (Sicari et al., 2015; Roman et al., 2013). La interoperabilidad entre

dispositivos de distintos fabricantes, la seguridad de la información, la gestión de grandes volúmenes de datos, la confiabilidad de las comunicaciones y la escalabilidad de las arquitecturas constituyen aspectos críticos que deben considerarse durante el diseño e implementación de sistemas de monitoreo inteligente. Adicionalmente, la aparición de nuevas tendencias asociadas a la inteligencia artificial, el procesamiento en el borde de la red (edge computing), los gemelos digitales y la Industria 5.0 está ampliando el alcance de estas tecnologías (European Commission, 2021; Xu et al., 2021), generando nuevas oportunidades para la optimización de procesos electromecánicos.

Bajo este escenario, el presente capítulo analiza el papel del Internet de las Cosas como tecnología habilitadora de la transformación digital en la ingeniería electromecánica. Se examinan los fundamentos conceptuales del monitoreo inteligente, los principales sensores y plataformas utilizados para la adquisición de datos, los mecanismos de comunicación que permiten la integración de dispositivos y las aplicaciones más relevantes en monitoreo energético, automatización industrial y mantenimiento predictivo. Finalmente, se presentan tendencias emergentes relacionadas con el Internet Industrial de las Cosas, la inteligencia artificial y los gemelos digitales, destacando su contribución al desarrollo de sistemas electromecánicos más eficientes, confiables e inteligentes. La implementación de soluciones basadas en IoT requiere la integración coordinada de múltiples componentes tecnológicos, servicios de almacenamiento y análisis de datos que operan de manera conjunta para supervisar variables operativas en tiempo real (Gubbi et al., 2013; Al-Fuqaha et al., 2015; Javaid et al., 2022). Los cuales permiten capturar información del entorno físico, procesarla localmente, transmitirla mediante redes de comunicación y transformarla en conocimiento útil para la toma de decisiones. En aplicaciones electromecánicas, esta arquitectura involucra sensores, plataformas embebidas, protocolos de comunicación y servicios de almacenamiento y análisis de datos que operan de manera conjunta para supervisar variables operativas en tiempo real. La Figura 4.1 presenta una arquitectura funcional general de un sistema IoT orientado al monitoreo electromecánico, destacando las principales capas tecnológicas que intervienen en la adquisición, procesamiento, transmisión y aprovechamiento de la información.

Figura 4.1.

Arquitectura funcional de un sistema IoT para monitoreo electromecánico



Nota. Integración de sensores, plataformas embebidas, tecnologías de comunicación y servicios digitales para la supervisión, análisis y optimización de sistemas electromecánicos en entornos industriales y energéticos.

Como puede observarse, la arquitectura propuesta trasciende la simple adquisición de datos, ya que incorpora mecanismos de comunicación, almacenamiento, análisis y visualización que permiten convertir mediciones aisladas en información estratégica para la gestión de activos industriales. Esta integración constituye uno de los principios fundamentales del monitoreo inteligente y explica el creciente papel del IoT dentro de la transformación digital de la ingeniería electromecánica. A partir de esta base tecnológica, es posible desarrollar aplicaciones orientadas a eficiencia energética, mantenimiento predictivo, automatización industrial y supervisión remota de procesos.

4.2. Desarrollo

4.2.1 Fundamentos del IoT en Ingeniería Electromecánica

La creciente digitalización de los procesos industriales ha modificado profundamente la forma en que los sistemas electromecánicos son diseñados, operados y mantenidos. La disponibilidad de sensores de bajo costo, plataformas embebidas con capacidades de procesamiento cada vez mayores y redes de comunicación accesibles ha favorecido el desarrollo de arquitecturas capaces de supervisar variables operativas en tiempo real. Esto ha favorecido que el Internet de las Cosas se consolide como una tecnología habilitadora que conecta el mundo físico con los sistemas digitales, permitiendo transformar datos provenientes de equipos e instalaciones en información útil para la toma de decisiones. Más allá de la simple interconexión de dispositivos, el IoT representa un cambio de paradigma en la gestión de los sistemas electromecánicos. La posibilidad de recopilar información continua sobre variables eléctricas, mecánicas y ambientales ha impulsado nuevos enfoques de monitoreo, mantenimiento y optimización energética que resultaban difíciles de implementar mediante esquemas tradicionales de supervisión. Como consecuencia, las organizaciones disponen actualmente de herramientas capaces de incrementar la confiabilidad operativa, reducir costos de mantenimiento y mejorar la eficiencia en el uso de los recursos energéticos.

El desarrollo de estas capacidades no puede entenderse únicamente desde una perspectiva tecnológica. Su importancia radica en la forma en que contribuyen a la transformación digital de la industria, facilitando la integración entre procesos físicos, sistemas de información y herramientas avanzadas de análisis. Por esta razón, comprender los fundamentos del IoT resulta esencial para analizar su aplicación dentro de la ingeniería electromecánica y evaluar su impacto en los entornos productivos contemporáneos. La evolución de las tecnologías de monitoreo industrial permite comprender cómo los sistemas actuales de supervisión inteligente surgieron a partir de procesos graduales de automatización, digitalización e integración tecnológica. El tránsito desde instrumentos analógicos hasta plataformas capaces de combinar sensorización, conectividad y análisis de datos constituye uno de los antecedentes más importantes del Internet Industrial de las Cosas.

4.2.1.1 Evolución del monitoreo industrial

La evolución del monitoreo industrial refleja uno de los procesos de transformación tecnológica más significativos experimentados por la ingeniería durante las últimas décadas. Los mecanismos utilizados para supervisar variables operativas han pasado de esquemas basados en observación local e instrumentación analógica a sistemas inteligentes capaces de recopilar, transmitir y analizar grandes volúmenes de información en tiempo real. Este cambio no solo ha modificado la forma en que se supervisan los procesos productivos, sino también la manera en que se gestionan los activos, se planifica el mantenimiento y se optimiza el consumo energético. Durante gran parte del siglo XX, las actividades de monitoreo dependieron principalmente de instrumentos analógicos instalados directamente sobre los equipos. Variables como corriente eléctrica, voltaje, temperatura, presión o velocidad eran verificadas mediante medidores locales cuya lectura requería la intervención permanente de operadores y personal técnico. En este contexto, la detección de anomalías estaba estrechamente vinculada a inspecciones periódicas y recorridos programados, lo que limitaba la capacidad de respuesta ante condiciones imprevistas y dificultaba la construcción de registros históricos confiables (Lee et al., 2015; Boyes et al., 2018).

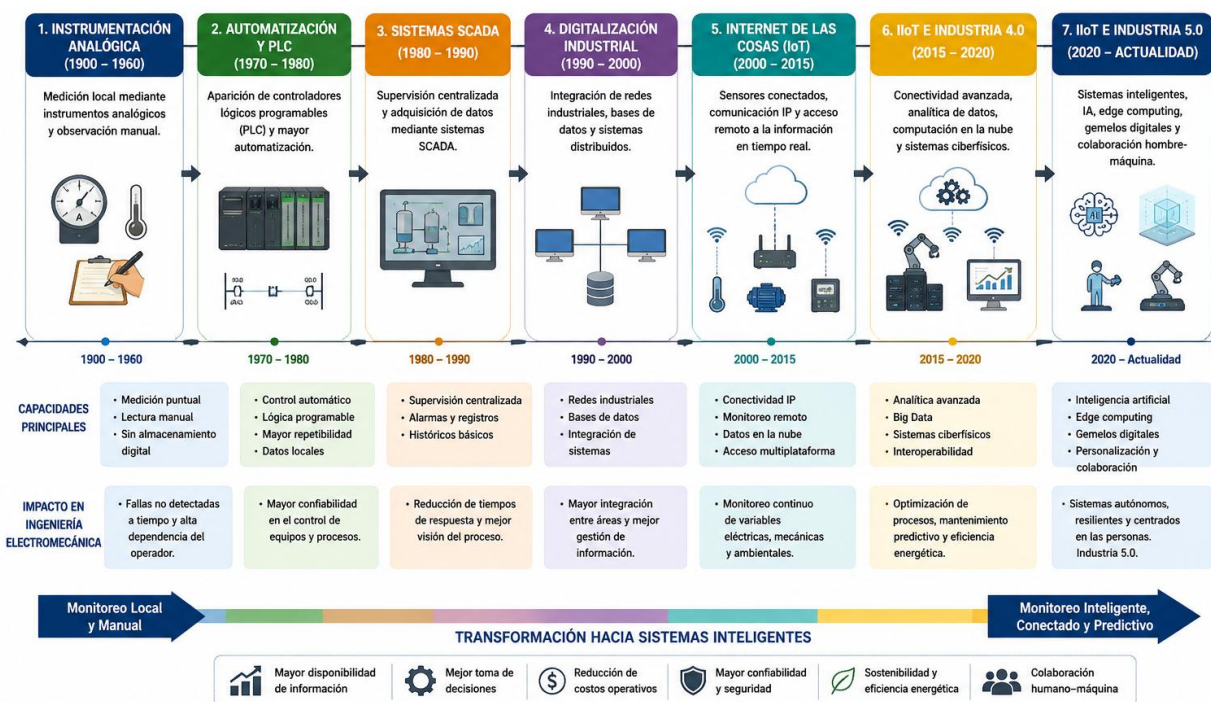
La incorporación de controladores lógicos programables (PLC) durante las décadas de 1970 y 1980 representó un punto de inflexión para la automatización industrial. Además de mejorar las capacidades de control, estos dispositivos facilitaron la adquisición sistemática de datos operativos y sentaron las bases para una supervisión más estructurada de los procesos. Posteriormente, la aparición de los sistemas SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) permitió centralizar información procedente de múltiples equipos e instalaciones, favoreciendo la visualización en tiempo real y la gestión coordinada de procesos industriales cada vez más complejos. A medida que avanzaron las tecnologías de comunicación y procesamiento digital, las organizaciones comenzaron a demandar sistemas capaces de proporcionar información más detallada y accesible. La expansión de redes industriales, protocolos de comunicación estandarizados y plataformas computacionales de mayor capacidad impulsó la transición desde modelos de supervisión centralizada hacia arquitecturas distribuidas capaces de intercambiar información entre múltiples dispositivos. Esta evolución favoreció una integración progresiva entre los sistemas operativos de planta y las plataformas de gestión empresarial, reduciendo la tradicional separación entre las tecnologías operativas (OT) y las tecnologías de la información (IT) (Kagermann et al., 2013; Monostori, 2014).

La consolidación del Internet de las Cosas marcó una nueva etapa en esta evolución. A diferencia de los sistemas convencionales de automatización, las arquitecturas IoT permiten que sensores, plataformas embebidas, dispositivos de comunicación y servicios digitales operen de manera coordinada para generar información continua sobre el estado de los procesos. Como resultado, las variables de operación dejan de ser simples indicadores locales y se convierten en recursos estratégicos para la toma de decisiones basada en datos. En el ámbito electromecánico, esta transformación ha tenido un impacto particularmente relevante. Equipos tradicionalmente supervisados mediante inspecciones periódicas, como motores eléctricos, sistemas de bombeo, tableros de distribución, instalaciones HVAC y sistemas de iluminación, pueden monitorearse actualmente mediante redes de sensores conectados que proporcionan información en tiempo real sobre consumo energético, condiciones térmicas, vibraciones, niveles de ocupación y desempeño operativo. Esta disponibilidad de datos ha impulsado la adopción de estrategias de mantenimiento predictivo, optimización energética y gestión inteligente de activos. Además, permite capturar información operativa de manera continua y distribuida (Gubbi et al., 2013; Al-Fuqaha et al., 2015).

La transformación descrita puede comprenderse mediante una secuencia evolutiva en la que cada etapa tecnológica incorporó nuevas capacidades de supervisión, comunicación y procesamiento de información. La Figura 4.2 resume los principales hitos que condujeron desde la instrumentación analógica hasta los actuales sistemas de monitoreo inteligente basados en IoT e IIoT (Boyes et al., 2018; Xu et al., 2018).

Figura 4.2.

Evolución del monitoreo industrial hacia el Internet Industrial de las Cosas (IIoT)



Como se observa en la Figura 4.2, la evolución del monitoreo industrial ha estado estrechamente relacionada con el incremento de las capacidades de conectividad, procesamiento y análisis de datos. Mientras que las primeras etapas se centraban en la medición local de variables, los enfoques actuales priorizan la integración de información procedente de múltiples fuentes para generar conocimiento útil que apoye la toma de decisiones. En consecuencia, los sistemas de monitoreo han evolucionado progresivamente hacia arquitecturas inteligentes basadas en conectividad, análisis de datos y automatización avanzada, constituyendo uno de los fundamentos tecnológicos de la Industria 4.0 y explicando el creciente interés por incorporar soluciones IoT en sistemas electromecánicos modernos (Lee et al., 2015).

La evolución reciente del monitoreo industrial ha dado origen al denominado Internet Industrial de las Cosas (IIoT), concepto que extiende las capacidades del IoT hacia entornos productivos donde la confiabilidad, la seguridad y la disponibilidad de la información constituyen requisitos críticos. Bajo este enfoque, los datos obtenidos en campo pueden combinarse con herramientas de análisis avanzado, inteligencia artificial y sistemas ciberfísicos para generar modelos capaces de anticipar comportamientos, detectar anomalías y optimizar procesos de manera autónoma. En consecuencia, la evolución del monitoreo industrial no debe

interpretarse únicamente como una sucesión de avances tecnológicos, sino como una transformación profunda en la forma de comprender y gestionar los sistemas electromecánicos. La convergencia entre sensorización, conectividad, análisis de datos e inteligencia artificial constituye actualmente uno de los pilares que sustentan la transformación digital de la industria y anticipa el desarrollo de entornos productivos cada vez más inteligentes, resilientes y sostenibles.

4.2.1.2 Importancia del IoT en sistemas electromecánicos

La creciente complejidad de los sistemas electromecánicos modernos ha incrementado la necesidad de disponer de información confiable y actualizada sobre el comportamiento de equipos, procesos e instalaciones. En sectores como la manufactura, la generación y distribución de energía, los sistemas de climatización, la agroindustria y la automatización industrial, las decisiones operativas dependen cada vez más de la capacidad para monitorear variables críticas de manera continua. En este escenario, el Internet de las Cosas ha adquirido una importancia estratégica al proporcionar mecanismos que permiten conectar activos físicos con plataformas digitales de supervisión y análisis. Una de las principales contribuciones del IoT consiste en ampliar significativamente la visibilidad de los procesos. Tradicionalmente, gran parte de la información relacionada con el funcionamiento de motores eléctricos, transformadores, sistemas de bombeo o equipos de producción se obtenía mediante inspecciones periódicas o mediciones puntuales realizadas por operadores. Aunque estas prácticas continúan siendo necesarias en determinados contextos, resultan insuficientes para detectar variaciones operativas que ocurren entre intervalos de inspección. La incorporación de sensores conectados permite generar flujos continuos de información que facilitan la identificación temprana de desviaciones y condiciones anómalas (Al-Fuqaha et al., 2015; Javaid et al., 2022).

En la electromecánica, esta capacidad resulta especialmente valiosa debido a que muchas fallas se desarrollan de forma gradual antes de manifestarse como interrupciones visibles. Incrementos anormales de temperatura, fluctuaciones de corriente, variaciones en el factor de potencia, vibraciones excesivas o cambios en las condiciones ambientales pueden actuar como indicadores tempranos del deterioro de componentes y sistemas. Cuando estas variables son monitoreadas mediante arquitecturas IoT, es posible detectar tendencias de comportamiento que permiten intervenir antes de que ocurran fallas críticas. La disponibilidad de información en tiempo real también favorece una gestión más eficiente de los recursos energéticos. En instalaciones industriales, una proporción significativa del consumo eléctrico está asociada al funcionamiento de motores, sistemas de bombeo, compresores, iluminación y equipos de climatización. Mediante

plataformas IoT es posible registrar variables como voltaje, corriente, potencia activa, factor de potencia y consumo acumulado, generando indicadores que facilitan la identificación de pérdidas energéticas, condiciones de operación ineficientes y oportunidades de mejora. Como resultado, las organizaciones pueden implementar estrategias orientadas a reducir costos operativos y avanzar hacia modelos de producción más sostenibles (Gubbi et al., 2013; Sarker et al., 2023).

Otro aspecto relevante es la capacidad del IoT para apoyar programas de mantenimiento predictivo. A diferencia de los enfoques correctivos o preventivos tradicionales, donde las intervenciones se realizan después de una falla o siguiendo calendarios preestablecidos, el mantenimiento predictivo utiliza información proveniente de sensores para estimar la condición real de los equipos. Este enfoque permite optimizar la programación de actividades de mantenimiento, reducir tiempos de inactividad no planificados y prolongar la vida útil de los activos industriales. La importancia del IoT trasciende además la simple adquisición de datos. La información generada por sensores distribuidos puede integrarse con sistemas SCADA, plataformas de gestión empresarial, herramientas de análisis avanzado e incluso algoritmos de inteligencia artificial. Esta articulación tecnológica facilita el desarrollo de entornos donde la toma de decisiones se fundamenta en evidencia cuantitativa y no únicamente en criterios reactivos o experiencia operativa. En consecuencia, el IoT se convierte en un elemento clave para la construcción de sistemas electromecánicos más inteligentes, adaptativos y resilientes. Esto permite optimizar la utilización de recursos y mejorar la disponibilidad de los equipos (Carvalho et al., 2019; Lee et al., 2015).

Finalmente, el valor del IoT radica en su capacidad para transformar datos operativos en conocimiento útil. La combinación de monitoreo continuo, conectividad digital y análisis de información permite comprender con mayor precisión el comportamiento de los sistemas electromecánicos, identificar oportunidades de optimización y respaldar decisiones orientadas a mejorar la eficiencia, la confiabilidad y la sostenibilidad de los procesos industriales. Por esta razón, el IoT es considerado actualmente una de las tecnologías fundamentales para impulsar la transformación digital en la ingeniería electromecánica. Entre los múltiples beneficios asociados al Internet de las Cosas, uno de los más relevantes para la ingeniería electromecánica es su contribución a la gestión eficiente de la energía (Mobley, 2002; Carvalho et al., 2019). La posibilidad de supervisar variables eléctricas en tiempo real y analizar patrones de consumo ha convertido al IoT en una herramienta estratégica para mejorar el desempeño energético de instalaciones industriales, edificios inteligentes e infraestructuras de servicios. Esta relación se analiza con mayor detalle en el apartado siguiente.

4.2.1.3 IoT y eficiencia energética

La eficiencia energética se ha convertido en uno de los principales objetivos de la industria moderna debido a su impacto directo sobre los costos operativos, la competitividad empresarial y la sostenibilidad ambiental. En numerosos sectores productivos, una proporción considerable del consumo energético está asociada al funcionamiento de equipos electromecánicos como motores eléctricos, sistemas de bombeo, compresores, bandas transportadoras, sistemas de climatización e instalaciones de iluminación. Debido a ello, pequeñas mejoras en la operación de estos sistemas pueden traducirse en reducciones significativas del consumo energético y de los costos asociados. Tradicionalmente, la gestión energética se apoyaba en mediciones periódicas realizadas mediante instrumentos portátiles o sistemas de monitoreo limitados a puntos específicos de la instalación. Aunque estos enfoques permitían obtener información general sobre el comportamiento energético de los procesos, presentaban limitaciones para identificar variaciones operativas dinámicas, pérdidas de energía o condiciones de funcionamiento ineficientes. Como consecuencia, muchas oportunidades de mejora permanecían ocultas debido a la falta de información continua y detallada. En este contexto, la eficiencia energética se ha consolidado como uno de los principales objetivos de las organizaciones industriales y comerciales, impulsando la adopción de tecnologías capaces de supervisar y optimizar el consumo energético en tiempo real (International Energy Agency [IEA], 2024).

La incorporación de tecnologías IoT ha modificado sustancialmente este escenario al posibilitar la supervisión permanente de variables eléctricas y operativas mediante redes de sensores distribuidos. Dispositivos capaces de medir corriente, voltaje, potencia activa, factor de potencia, frecuencia y consumo acumulado pueden integrarse con plataformas de adquisición de datos para generar información en tiempo real sobre el desempeño energético de los equipos. Esta capacidad permite detectar anomalías, identificar patrones de consumo y evaluar el impacto de las estrategias de optimización implementadas. En sistemas accionados por motores eléctricos, por ejemplo, el monitoreo continuo de parámetros eléctricos facilita la identificación de condiciones asociadas a sobrecargas, desequilibrios de tensión, bajo factor de potencia o funcionamiento fuera de los rangos óptimos de eficiencia. De manera similar, en instalaciones de bombeo y sistemas HVAC, la información obtenida mediante sensores conectados permite ajustar horarios de operación, optimizar secuencias de control y reducir consumos innecesarios sin afectar la calidad del servicio proporcionado. Además, el análisis continuo de los datos facilita la identificación de patrones de consumo, ineficiencias operativas y oportunidades de mejora orientadas a incrementar el desempeño energético de los sistemas (Aazam et al., 2021; IEA, 2024).

La disponibilidad de datos históricos constituye otro de los beneficios más relevantes del IoT aplicado a la gestión energética. A diferencia de las mediciones aisladas, los registros continuos permiten construir perfiles de consumo capaces de revelar tendencias estacionales, comportamientos anómalos y oportunidades de mejora que difícilmente podrían identificarse mediante inspecciones convencionales. Esta información resulta especialmente útil para evaluar indicadores de desempeño energético, establecer líneas base de consumo y verificar la efectividad de programas de eficiencia energética. Otro aspecto significativo es la capacidad de integrar la información energética con herramientas avanzadas de análisis de datos e inteligencia artificial. Los algoritmos de aprendizaje automático pueden procesar grandes volúmenes de información procedente de sensores para detectar patrones complejos de comportamiento, predecir consumos futuros e identificar condiciones operativas que afecten negativamente el rendimiento energético. La interrelación entre IoT y analítica avanzada está impulsando el desarrollo de sistemas capaces de recomendar acciones correctivas e incluso ejecutar ajustes automáticos orientados a optimizar el uso de la energía. Asimismo, estas capacidades apoyan procesos de auditoría energética y gestión eficiente de recursos dentro de las organizaciones (ISO 50001, 2018).

Desde una perspectiva de sostenibilidad, el IoT también desempeña un papel relevante en los esfuerzos globales dirigidos a reducir emisiones de gases de efecto invernadero y promover un uso más racional de los recursos energéticos. La mejora en la eficiencia de motores, sistemas de iluminación y procesos industriales contribuye no solo a disminuir costos operativos, sino también a reducir el impacto ambiental asociado al consumo de energía. En consecuencia, las tecnologías IoT se han convertido en herramientas estratégicas para apoyar programas de gestión energética alineados con los principios de la producción sostenible y la transición hacia modelos industriales más eficientes. Por lo tanto, la relación entre IoT y eficiencia energética trasciende la simple automatización del monitoreo. Su verdadero valor radica en la capacidad de transformar datos energéticos en información útil para la toma de decisiones, permitiendo optimizar la operación de los sistemas electromecánicos, mejorar la confiabilidad de los procesos y avanzar hacia entornos industriales más inteligentes y sostenibles. El análisis continuo de la información posibilita la adaptación dinámica de las condiciones de operación en función de la demanda real de energía, contribuyendo a maximizar la eficiencia energética y el desempeño global de los sistemas (Sarker et al., 2023; Javaid et al., 2022).

La capacidad del IoT para integrar sensores, comunicaciones digitales y análisis de datos constituye uno de los pilares tecnológicos sobre los cuales se

desarrollan los conceptos de Industria 4.0 e Industria 5.0. Estas iniciativas buscan aprovechar la conectividad y la inteligencia de los sistemas para incrementar la productividad, la sostenibilidad y la resiliencia de los procesos industriales. Por ello, resulta necesario analizar la relación existente entre el IoT y los nuevos paradigmas de transformación digital que están redefiniendo la ingeniería contemporánea. Más allá de sus beneficios operativos y productivos, estas tecnologías desempeñan un papel cada vez más relevante en el cumplimiento de metas asociadas con la sostenibilidad, la eficiencia energética y la reducción de emisiones, aspectos prioritarios dentro de las agendas internacionales de desarrollo (United Nations, 2023; IEA, 2024). Los sensores y plataformas utilizados para implementar sistemas de monitoreo energético basados en IoT se analizan en detalle en las secciones 2.2 y 2.3 de este capítulo.

4.2.1.4 IoT, Industria 4.0 e Industria 5.0

La transformación digital de la industria ha estado acompañada por el surgimiento de nuevos paradigmas orientados a incrementar la conectividad, la flexibilidad y la capacidad de adaptación de los sistemas productivos. Entre ellos, la Industria 4.0 se ha consolidado como una estrategia que promueve la integración de tecnologías digitales para mejorar la eficiencia operativa y facilitar la toma de decisiones basada en datos. En ese sentido, el Internet de las Cosas constituye uno de los principales habilitadores tecnológicos, ya que proporciona la infraestructura necesaria para conectar equipos, sensores, sistemas de control y plataformas de gestión dentro de un ecosistema digital integrado. La Industria 4.0 se caracteriza por la convergencia de diversas tecnologías emergentes, entre las que destacan el IoT, la computación en la nube, el análisis de datos, la inteligencia artificial, la robótica avanzada y los sistemas ciberfísicos. La interacción entre estas herramientas permite crear entornos industriales donde la información fluye de manera continua entre el mundo físico y los sistemas digitales, facilitando una supervisión más precisa de los procesos y una respuesta más rápida ante cambios operativos. Bajo este paradigma, los datos dejan de ser simples registros históricos para convertirse en un recurso estratégico capaz de respaldar decisiones en tiempo real. Este enfoque se sustenta en la integración de sistemas ciberfísicos, conectividad y análisis avanzado de datos, elementos que constituyen la base conceptual de la Industria 4.0 (Kagermann et al., 2013; Schwab, 2016).

Dentro de este ecosistema tecnológico, el Internet Industrial de las Cosas (IIoT) representa una evolución específica del IoT orientada a entornos industriales. Mientras que muchas aplicaciones IoT tradicionales se centran en hogares inteligentes, dispositivos de consumo o servicios urbanos, el IIoT incorpora requisitos más exigentes relacionados con confiabilidad, disponibilidad, seguridad y

escalabilidad. Estas características resultan esenciales en instalaciones donde una interrupción operativa puede generar pérdidas económicas significativas o comprometer la seguridad de los procesos. El desarrollo del IIoT ha favorecido la aparición de sistemas ciberfísicos, entendidos como estructuras capaces de integrar componentes físicos y digitales mediante mecanismos de comunicación y control bidireccional. En estos sistemas, sensores distribuidos recopilan información sobre el estado de los equipos, plataformas de procesamiento analizan los datos obtenidos y algoritmos inteligentes generan acciones orientadas a optimizar el desempeño del proceso. Como resultado, la supervisión industrial evoluciona desde un enfoque reactivo hacia esquemas más predictivos y adaptativos. Este cambio favorece la integración de máquinas, procesos y plataformas digitales dentro de ecosistemas interconectados, donde la información circula de manera continua para respaldar actividades de monitoreo, control y optimización operativa (Lee et al., 2015; Xu et al., 2018).

Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, esta transformación ha ampliado significativamente las posibilidades de monitoreo y control de activos industriales. Motores eléctricos, transformadores, sistemas de bombeo, compresores y equipos de climatización pueden integrarse en arquitecturas digitales capaces de proporcionar información continua sobre su condición operativa. La disponibilidad de estos datos facilita la implementación de estrategias de mantenimiento predictivo, optimización energética y gestión inteligente de recursos, contribuyendo a mejorar la confiabilidad y el desempeño de los sistemas. En años recientes, el concepto de Industria 5.0 ha comenzado a complementar la visión tecnológica de la Industria 4.0. Mientras esta última se centra principalmente en la automatización, conectividad y eficiencia de los procesos, la Industria 5.0 incorpora una perspectiva más amplia que enfatiza la colaboración entre personas y tecnologías inteligentes, la sostenibilidad ambiental y la resiliencia organizacional. Bajo este enfoque, la tecnología deja de considerarse únicamente un medio para incrementar la productividad y se convierte en una herramienta para generar valor social y promover modelos de desarrollo más sostenibles.

La transición hacia la Industria 5.0 no implica sustituir los avances alcanzados mediante la Industria 4.0, sino ampliar sus capacidades mediante la incorporación de tecnologías capaces de interpretar la información generada por los procesos industriales y apoyar una toma de decisiones más inteligente, sostenible y centrada en las personas. Bajo esta perspectiva, el Internet de las Cosas continúa desempeñando un papel esencial al proporcionar la infraestructura necesaria para conectar sensores, equipos electromecánicos y plataformas digitales; sin embargo, el verdadero potencial de estas arquitecturas se alcanza cuando la información adquirida es procesada mediante herramientas de análisis avanzado, aprendizaje

automático e inteligencia artificial (European Commission, 2021; Xu et al., 2023). En los sistemas electromecánicos modernos, el IoT constituye el punto de partida del flujo de información al permitir la adquisición continua de variables como corriente, voltaje, potencia, vibración, temperatura, humedad, iluminación y ocupación. Estos datos son transmitidos mediante redes de comunicación hacia plataformas de procesamiento local o servicios en la nube, donde algoritmos de inteligencia artificial identifican patrones de comportamiento, detectan anomalías y generan modelos predictivos que respaldan la toma de decisiones. En consecuencia, el IoT y la inteligencia artificial no deben entenderse como tecnologías independientes, sino como componentes complementarios dentro del ecosistema tecnológico que caracteriza a la Industria 4.0 (Lee et al., 2015; Gubbi et al., 2013; Al-Fuqaha et al., 2015).

La incorporación de plataformas de edge computing ha fortalecido aún más esta arquitectura al permitir que parte del procesamiento se realice cerca del lugar donde se generan los datos, reduciendo la latencia, el tráfico hacia la nube y la dependencia de conexiones permanentes a Internet. Esta capacidad resulta especialmente importante en aplicaciones electromecánicas donde las decisiones deben ejecutarse en tiempos muy reducidos, como ocurre en sistemas de protección eléctrica, monitoreo de maquinaria crítica o control automático de procesos industriales (Shi et al., 2016; Sánchez et al., 2021).

De manera complementaria, los gemelos digitales aprovechan la información obtenida mediante dispositivos IoT para mantener modelos virtuales sincronizados con el comportamiento real de los sistemas físicos. Gracias a esta integración es posible simular escenarios de operación, evaluar estrategias de optimización, estimar el efecto de modificaciones en los procesos y planificar actividades de mantenimiento predictivo antes de que se presenten fallas críticas. En consecuencia, la disponibilidad continua de datos incrementa la precisión de los modelos digitales y fortalece la capacidad de respuesta de los sistemas industriales frente a condiciones dinámicas de operación (Tao et al., 2022; Xu et al., 2023).

No obstante, ninguna de estas tecnologías resulta suficiente por sí misma para responder a las necesidades actuales de la transformación digital. De manera similar, los algoritmos de aprendizaje automático requieren datos confiables y actualizados para construir modelos con un desempeño adecuado, mientras que arquitecturas basadas en edge computing complementan este proceso al ejecutar análisis en tiempo real cerca del lugar donde se generan los datos, reduciendo la latencia y la dependencia de la nube. Por su parte, los gemelos digitales utilizan la información proporcionada por el IoT y los modelos desarrollados mediante inteligencia artificial para representar virtualmente el comportamiento de sistemas

físicos y evaluar escenarios de operación sin intervenir directamente sobre los equipos reales. En consecuencia, el verdadero potencial de estas tecnologías no radica en su utilización aislada, sino en su integración como componentes de un mismo ecosistema tecnológico, donde cada una aporta capacidades que complementan las limitaciones de las demás (Lee et al., 2015; European Commission, 2021; Xu et al., 2023).

Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, esta convergencia tecnológica permite evolucionar desde sistemas orientados únicamente al monitoreo hacia arquitecturas capaces de comprender el comportamiento de los procesos, aprender de la información histórica y optimizar automáticamente variables relacionadas con la eficiencia energética, la confiabilidad operacional y el mantenimiento de activos. En este sentido, el Internet de las Cosas deja de representar únicamente una tecnología de conectividad para convertirse en el elemento que hace posible la incorporación de capacidades inteligentes dentro de los sistemas electromecánicos modernos, constituyendo uno de los pilares tecnológicos de la transformación digital impulsada por la Industria 4.0 y extendida posteriormente hacia la Industria 5.0 (Nahavandi, 2019; European Commission, 2021; Xu et al., 2023).

La evolución del Internet de las Cosas ha favorecido la incorporación de técnicas de inteligencia artificial que permiten transformar los datos obtenidos mediante sensores en información útil para la toma de decisiones. Entre las más utilizadas se encuentran los algoritmos de Machine Learning, capaces de identificar patrones de comportamiento a partir de datos históricos sin necesidad de programar explícitamente cada condición de operación. Estas técnicas han demostrado ser especialmente útiles para la clasificación de estados operativos, la detección de anomalías y la estimación del comportamiento futuro de variables eléctricas y mecánicas en sistemas industriales (Goodfellow et al., 2016; Javaid et al., 2022).

Cuando el volumen y la complejidad de la información aumentan, los modelos de Deep Learning permiten analizar relaciones no lineales y extraer características de conjuntos de datos de gran tamaño, ampliando las posibilidades de aplicación en tareas como visión artificial, inspección automatizada, reconocimiento de patrones y diagnóstico de fallas. Estas capacidades resultan particularmente relevantes para el monitoreo de equipos industriales, el análisis de imágenes térmicas, la supervisión de procesos automatizados y la evaluación del estado operativo de maquinaria crítica.

Una tendencia reciente consiste en trasladar parte de estos modelos hacia dispositivos ubicados cerca de la fuente de generación de datos, enfoque conocido

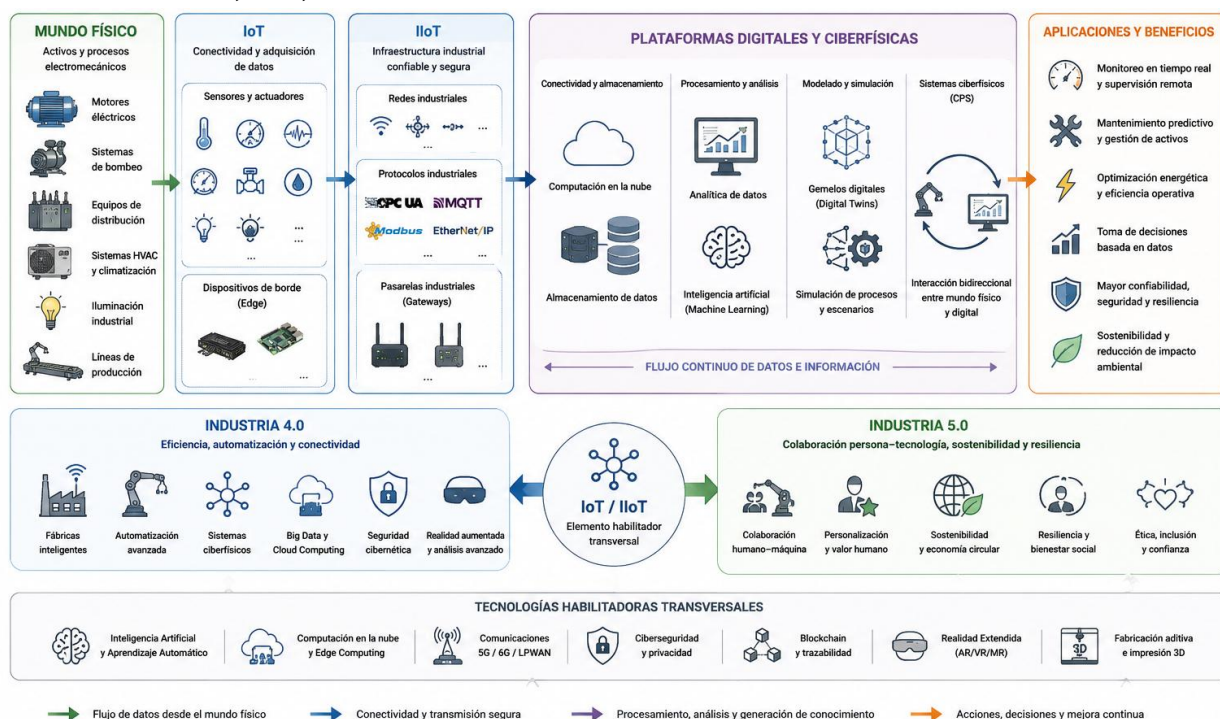
como Edge AI. Esta estrategia combina las ventajas del procesamiento local con las capacidades de la inteligencia artificial, reduciendo la latencia, disminuyendo el tráfico de datos hacia la nube y permitiendo ejecutar decisiones en tiempo real, incluso cuando la conectividad es limitada. Estas características son especialmente valiosas en aplicaciones donde la rapidez de respuesta constituye un requisito fundamental, como los sistemas de protección eléctrica, automatización industrial y monitoreo continuo de infraestructura crítica (Shi et al., 2016; Xu et al., 2023).

Como consecuencia de esta evolución tecnológica, el Predictive AI ha adquirido una importancia creciente en aplicaciones orientadas al mantenimiento predictivo y la eficiencia energética. Mediante el análisis continuo de datos históricos y variables operativas, estos modelos permiten anticipar comportamientos anómalos, estimar la probabilidad de fallas y apoyar la programación de intervenciones antes de que ocurran interrupciones del servicio o deterioros significativos en el desempeño de los equipos. De esta manera, el Internet de las Cosas proporciona la infraestructura de adquisición de datos, mientras que la inteligencia artificial convierte esa información en conocimiento útil para optimizar la operación de los sistemas electromecánicos, estableciendo una transición natural hacia los temas desarrollados en el capítulo siguiente.

La relación entre los conceptos analizados puede comprenderse como un ecosistema tecnológico en el que el IoT proporciona la infraestructura de conectividad y adquisición de datos que permite el funcionamiento de sistemas ciberfísicos, plataformas de análisis e iniciativas de transformación digital mediante enfoques centrados en la colaboración humano-máquina (Nahavandi, 2019; Xu et al., 2021). La Figura 4.3 resume la interacción entre estas tecnologías dentro de los paradigmas de Industria 4.0 e Industria 5.0.

Figura 4.3.

Relación entre IoT, IIoT, Industria 4.0 e Industria 5.0



Como se observa en la Figura 4.3, el IoT constituye la base tecnológica que conecta el mundo físico con los sistemas digitales, mientras que el IIoT adapta estas capacidades a los requerimientos específicos de los entornos industriales (European Commission, 2021; Xu et al., 2021). Sobre esta infraestructura se integran tecnologías como la inteligencia artificial, la computación en la nube y los gemelos digitales, las cuales contribuyen al desarrollo de sistemas ciberfísicos que sustentan las iniciativas de Industria 4.0 y evolucionan hacia modelos más sostenibles y centrados en las personas propios de la Industria 5.0.

4.2.2 Sensores y adquisición de datos para monitoreo inteligente

La capacidad de un sistema IoT para generar información útil depende en gran medida de la calidad y confiabilidad de los datos obtenidos desde el entorno físico. En este sentido, los sensores constituyen el punto de interacción entre los procesos reales y las plataformas digitales, ya que permiten transformar variables físicas en señales susceptibles de ser procesadas, almacenadas y analizadas mediante sistemas computacionales. Debido a ello, la selección adecuada de los dispositivos de medición representa uno de los aspectos más importantes durante el diseño de soluciones orientadas al monitoreo inteligente. Dentro de la ingeniería electromecánica, los sensores desempeñan un papel fundamental en la supervisión

de variables relacionadas con el comportamiento energético, el estado operativo de los equipos y las condiciones ambientales que influyen sobre los procesos industriales. Corriente eléctrica, voltaje, potencia, temperatura, humedad, nivel de iluminación, presencia de personas y proximidad de objetos son ejemplos de parámetros cuya medición continua permite obtener una visión más precisa del funcionamiento de instalaciones y sistemas productivos. Para ello, los sensores constituyen el mecanismo fundamental para capturar información del entorno físico y convertirla en datos utilizables por los sistemas inteligentes (Gubbi et al., 2013; Al-Fuqaha et al., 2015).

La evolución reciente de las tecnologías de sensorización ha favorecido la aparición de dispositivos con menores costos, mayor precisión y capacidades de integración compatibles con plataformas IoT de bajo consumo energético. Como consecuencia, aplicaciones que anteriormente requerían instrumentación especializada y costosa pueden implementarse actualmente mediante arquitecturas más accesibles, facilitando la incorporación de estrategias de monitoreo continuo en sectores industriales, energéticos, agrícolas y de automatización. Además de su función como elementos de medición, los sensores constituyen la principal fuente de información para herramientas avanzadas de análisis de datos, mantenimiento predictivo e inteligencia artificial. La precisión de los modelos predictivos y la confiabilidad de las decisiones automatizadas dependen directamente de la calidad de los datos adquiridos. Por esta razón, el diseño de sistemas IoT no debe limitarse a la conectividad de dispositivos, sino considerar cuidadosamente aspectos relacionados con exactitud, resolución, frecuencia de muestreo, robustez operativa y compatibilidad con los requerimientos de la aplicación. Estos factores influyen directamente en la calidad de los datos generados por el sistema y, en consecuencia, en la confiabilidad de los procesos de monitoreo y toma de decisiones (Sarker et al., 2023; Javaid et al., 2022).

Desde esta perspectiva, los sensores pueden clasificarse de acuerdo con las variables que monitorean y el propósito de la información obtenida. En aplicaciones electromecánicas orientadas a monitoreo inteligente destacan tres grupos principales: sensores eléctricos utilizados para supervisar parámetros energéticos, sensores ambientales destinados a evaluar condiciones del entorno y sensores de ocupación o proximidad empleados para detectar presencia, movimiento e interacción con los espacios físicos. Cada una de estas categorías aporta información complementaria que permite construir sistemas de supervisión más completos y eficientes. Entre los sensores más utilizados en aplicaciones IoT orientadas a la ingeniería electromecánica destacan aquellos destinados a la supervisión de variables eléctricas. La posibilidad de medir parámetros como corriente, voltaje, potencia y factor de potencia constituye la base para desarrollar

sistemas de monitoreo energético, diagnóstico de fallas y optimización operativa. Por ello, resulta necesario analizar las principales tecnologías empleadas para la adquisición de estas variables.

4.2.2.1 Sensores eléctricos

El monitoreo de variables eléctricas constituye uno de los pilares fundamentales de los sistemas IoT orientados a la ingeniería electromecánica. La información relacionada con corriente, voltaje, potencia, energía consumida y factor de potencia permite evaluar el desempeño energético de los equipos, detectar condiciones anómalas de operación y generar indicadores útiles para la gestión de activos industriales. Debido a ello, los sensores eléctricos son ampliamente utilizados en aplicaciones de monitoreo energético, mantenimiento predictivo y supervisión remota de instalaciones. En entornos industriales, una parte significativa de los costos operativos está asociada al consumo de energía eléctrica de motores, bombas, compresores, sistemas HVAC y procesos automatizados. La supervisión continua de las variables eléctricas permite identificar patrones de consumo, evaluar la eficiencia de los equipos y detectar desviaciones que podrían indicar problemas operativos. Por ejemplo, incrementos inesperados en la corriente absorbida por un motor pueden estar relacionados con sobrecargas mecánicas, fallas en rodamientos o desequilibrios en el sistema de alimentación. Por esa razón, la supervisión de variables como corriente, voltaje, potencia y factor de potencia resulta esencial para evaluar el comportamiento energético de los sistemas electromecánicos y detectar condiciones anómalas de operación (IEEE Standards Association, 2020; ISO 50001, 2018).

Entre los dispositivos más utilizados para la medición de corriente en aplicaciones IoT destacan los transformadores de corriente no invasivos, debido a su facilidad de instalación y seguridad operativa. Un ejemplo ampliamente difundido es el sensor SCT013, el cual permite medir corriente alterna mediante el principio de inducción electromagnética sin necesidad de realizar conexiones directas al conductor monitoreado. Esta característica reduce riesgos durante la instalación y facilita la implementación de sistemas de monitoreo energético en instalaciones existentes. Otra alternativa empleada en aplicaciones de baja y media potencia son los sensores basados en efecto Hall, como la familia ACS712. Estos dispositivos permiten medir tanto corriente alterna como corriente continua, ofreciendo una solución versátil para sistemas electrónicos, bancos de baterías y aplicaciones relacionadas con energías renovables. Su principal ventaja radica en la capacidad de proporcionar aislamiento eléctrico y una respuesta adecuada para diferentes rangos de corriente. Asimismo, permiten realizar mediciones continuas sin intervenir

directamente sobre el circuito de potencia, lo que favorece la seguridad y confiabilidad de los sistemas de monitoreo eléctrico (Mohan et al., 2018).

La supervisión de voltaje constituye otro elemento esencial para evaluar la calidad de la energía suministrada a los equipos electromecánicos. Variaciones significativas de tensión pueden afectar el desempeño de motores eléctricos, reducir la eficiencia de los procesos y acelerar el deterioro de componentes sensibles. Para este propósito, sensores como el ZMPT101B son frecuentemente utilizados en sistemas IoT debido a su capacidad para medir voltajes alternos mediante aislamiento galvánico y acondicionamiento de señal compatible con plataformas embebidas de bajo costo. La información obtenida mediante sensores de corriente y voltaje adquiere un valor aún mayor cuando se combina para calcular parámetros derivados como potencia activa, potencia aparente, energía consumida y factor de potencia. Estos indicadores permiten construir sistemas de monitoreo energético capaces de proporcionar una visión integral del comportamiento eléctrico de una instalación. Además, constituyen la base para el desarrollo de estrategias de optimización orientadas a reducir pérdidas energéticas y mejorar el aprovechamiento de los recursos disponibles. Además, facilitan la detección de sobrecargas, desequilibrios y otras condiciones anormales de operación que pueden afectar el desempeño y la confiabilidad de los equipos electromecánicos (Aazam et al., 2021; IEA, 2024).

La selección de sensores eléctricos depende de los requerimientos específicos de cada aplicación, incluyendo el rango de medición, la precisión deseada y el nivel de integración requerido con la plataforma IoT. La Tabla 4.1 presenta una comparación de algunos de los dispositivos más utilizados en sistemas de monitoreo energético.

Tabla 4.1.*Comparación de sensores eléctricos para monitoreo energético*

Sensor	Variable principal	Rango típico	Ventajas	Limitaciones	Aplicaciones recomendadas
SCT013	Corriente AC	0–100 A (según modelo)	No invasivo, fácil instalación, bajo costo	Solo corriente alterna	Monitoreo energético residencial e industrial
ACS712	Corriente AC/DC	±5 A, ±20 A, ±30 A	Mide AC y DC, tamaño compacto	Menor precisión en ambientes con ruido	Energías renovables, electrónica de potencia
ZMPT101B	Voltaje AC	Hasta 250 VAC	Aislamiento galvánico, bajo costo	Requiere calibración	Medición de voltaje en redes eléctricas
ZMCT103C	Corriente AC	Hasta 5 A	Bajo costo y fácil integración	Menor rango de corriente	Equipos de baja potencia
PZEM-004T v3*	Voltaje, corriente, potencia, energía y factor de potencia	Hasta 100 A	Medición integral de parámetros eléctricos	Mayor costo relativo	Sistemas avanzados de monitoreo energético

Como se observa en la Tabla 4.1, no existe una solución universal para todas las aplicaciones de monitoreo eléctrico. Mientras que sensores como el SCT013 destacan por su facilidad de instalación en sistemas de corriente alterna, dispositivos como el ACS712 ofrecen mayor flexibilidad al permitir mediciones en corriente continua. Por su parte, módulos integrados como el PZEM-004T proporcionan una alternativa atractiva cuando se requiere obtener múltiples parámetros eléctricos de forma simultánea, reduciendo la complejidad de implementación de sistemas IoT orientados a la gestión energética. Más allá de la gestión energética, las variables eléctricas también pueden utilizarse como indicadores indirectos de la condición operativa de los equipos. Cambios persistentes en el perfil de consumo eléctrico suelen reflejar alteraciones en las condiciones de funcionamiento antes de que aparezcan síntomas visibles de falla. Por esta razón, los sensores eléctricos desempeñan un papel relevante en programas de mantenimiento predictivo, donde la detección temprana de anomalías permite reducir tiempos de inactividad y minimizar costos asociados a reparaciones no planificadas (Aazam et al., 2021; Carvalho et al., 2019). No obstante, la selección del sensor adecuado depende del nivel de precisión requerido, las condiciones de operación y los objetivos específicos del sistema de monitoreo (Mohan et al., 2018).

La selección del sensor adecuado depende de factores como el rango de medición requerido, el nivel de precisión esperado, el tipo de corriente a monitorear, las condiciones ambientales y la compatibilidad con la plataforma IoT utilizada. En

aplicaciones industriales donde se requiere supervisión continua y escalabilidad, resulta recomendable combinar sensores de corriente y voltaje con módulos especializados de análisis energético que permitan obtener indicadores más completos sobre el comportamiento de los sistemas eléctricos.

4.2.2.2 Sensores ambientales

Además de las variables eléctricas, numerosos procesos electromecánicos están influenciados por las condiciones ambientales presentes en el entorno de operación. Factores como temperatura, humedad relativa, nivel de iluminación y calidad del aire pueden modificar el desempeño de los equipos, afectar las condiciones de trabajo y repercutir directamente sobre la eficiencia energética de las instalaciones. Por esta razón, la monitorización de variables ambientales constituye un componente esencial de los sistemas IoT orientados al monitoreo inteligente, ya que proporciona información relevante para optimizar la operación de procesos industriales, instalaciones energéticas y sistemas de climatización (American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers [ASHRAE], 2021). La temperatura es una de las variables más relevantes en aplicaciones industriales debido a su influencia sobre componentes eléctricos, electrónicos y mecánicos. Incrementos excesivos de temperatura pueden acelerar el envejecimiento de materiales aislantes, reducir la vida útil de dispositivos electrónicos y afectar la eficiencia de motores y transformadores. En consecuencia, la supervisión continua de esta variable permite detectar condiciones potencialmente críticas y adoptar medidas preventivas antes de que se produzcan fallas significativas. Entre los sensores ambientales más utilizados se encuentran aquellos destinados a medir temperatura y humedad relativa. Estos dispositivos permiten supervisar condiciones operativas que pueden influir en el funcionamiento de motores, transformadores, equipos electrónicos y sistemas HVAC. La monitorización continua de estas variables facilita la detección temprana de condiciones asociadas a sobrecalentamiento, condensación o degradación de componentes, contribuyendo a mejorar la confiabilidad operativa y prolongar la vida útil de los equipos (ASHRAE, 2021; Carvalho et al., 2019).

Entre los dispositivos más utilizados para la medición de temperatura y humedad destacan sensores como el DHT22 y el BME280. El DHT22 ofrece una solución económica y ampliamente difundida en aplicaciones educativas, agrícolas y de monitoreo ambiental general, proporcionando mediciones simultáneas de temperatura y humedad relativa. Por su parte, el BME280 incorpora funcionalidades adicionales al permitir medir presión atmosférica, lo que amplía su utilidad en aplicaciones relacionadas con control ambiental, meteorología local y análisis de condiciones operativas en instalaciones industriales. Otra alternativa ampliamente

utilizada es el sensor DS18B20, diseñado específicamente para la medición de temperatura mediante comunicación digital. Su capacidad para operar en ambientes exigentes y la posibilidad de conectar múltiples sensores sobre un mismo bus de comunicación lo convierten en una opción atractiva para sistemas donde se requiere supervisar varios puntos de medición distribuidos en una instalación. Los sensores de iluminación también han adquirido una relevancia creciente dentro de los sistemas IoT orientados a eficiencia energética. La medición continua de los niveles de iluminancia permite implementar estrategias de control adaptativo que ajustan automáticamente la operación de los sistemas de alumbrado en función de las condiciones reales del entorno y de los requerimientos visuales de los usuarios (EN 12464-1, 2021). La selección de sensores ambientales depende de las variables que se desea monitorear, las condiciones de operación y los requerimientos de precisión de cada aplicación. La integración de sensores ambientales con plataformas IoT amplía significativamente las capacidades de monitoreo inteligente. La disponibilidad de información en tiempo real facilita el desarrollo de aplicaciones relacionadas con edificios inteligentes, agricultura de precisión, monitoreo industrial y gestión energética. Como resultado, es posible implementar estrategias de supervisión más eficientes y adaptativas, orientadas a optimizar las condiciones operativas y mejorar la toma de decisiones basada en datos (Javaid et al., 2022; Sarker et al., 2023). La Tabla 4.2 resume las características generales de algunos de los dispositivos más utilizados en sistemas IoT orientados al monitoreo inteligente.

Tabla 4.2.

Comparación de sensores ambientales utilizados en aplicaciones IoT

Sensor	Variables medidas	Ventajas principales	Limitaciones	Aplicaciones recomendadas
DHT22	Temperatura y humedad	Bajo costo, fácil integración	Velocidad de respuesta moderada	Agricultura inteligente, monitoreo ambiental
DS18B20	Temperatura	Alta precisión, comunicación digital, conexión múltiple	Solo mide temperatura	Supervisión térmica de equipos y procesos
BME280	Temperatura, humedad y presión	Múltiples variables en un solo dispositivo, buena precisión	Mayor complejidad de configuración	Estaciones ambientales y edificios inteligentes
BH1750	Iluminancia (lux)	Alta sensibilidad y salida digital	Solo mide iluminación	Control inteligente de iluminación
SHT31	Temperatura y humedad	Alta precisión y estabilidad	Costo superior al DHT22	Aplicaciones industriales y laboratorios

La Tabla 4.2 muestra que cada sensor presenta ventajas particulares según el contexto de aplicación. Mientras que dispositivos como el DHT22 ofrecen una solución económica para proyectos de monitoreo general, sensores como el

BME280 y el SHT31 proporcionan mayor precisión y permiten obtener información ambiental más completa. Por su parte, el BH1750 destaca en aplicaciones relacionadas con eficiencia energética y control inteligente de iluminación, donde la medición precisa de los niveles de iluminancia resulta fundamental para optimizar el consumo eléctrico. La iluminación representa otra variable ambiental de gran interés para la ingeniería electromecánica, particularmente en aplicaciones relacionadas con edificios inteligentes, sistemas de control de iluminación y gestión energética. Sensores como el BH1750 permiten cuantificar los niveles de iluminancia mediante mediciones expresadas en lux, proporcionando información útil para ajustar automáticamente la intensidad lumínica de los espacios en función de las condiciones reales de ocupación y disponibilidad de luz natural. Su selección depende de las variables que se desea monitorear, la precisión requerida y las condiciones de operación del sistema.

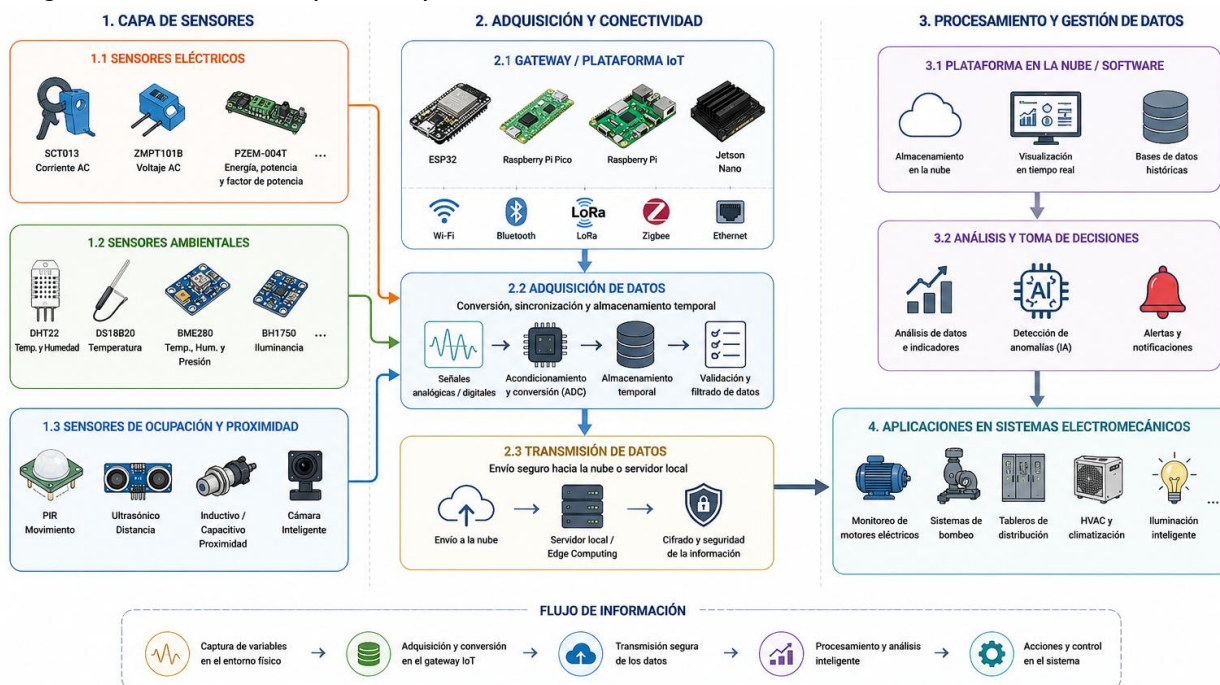
La integración de sensores ambientales con plataformas IoT permite desarrollar sistemas capaces de supervisar continuamente las condiciones del entorno y generar acciones correctivas de manera automática. Por ejemplo, en sistemas HVAC la información de temperatura y humedad puede emplearse para regular el funcionamiento de equipos de climatización, mientras que en instalaciones industriales la supervisión ambiental contribuye a preservar condiciones adecuadas para la operación de maquinaria sensible y procesos productivos específicos. En aplicaciones agrícolas, los datos ambientales obtenidos mediante sensores conectados facilitan la implementación de estrategias de agricultura inteligente orientadas a optimizar el uso del agua, mejorar las condiciones de cultivo y reducir desperdicios de recursos. De manera similar, en edificios inteligentes la combinación de sensores de temperatura, humedad e iluminación permite incrementar el confort de los usuarios al tiempo que se reduce el consumo energético asociado a sistemas de climatización e iluminación artificial.

Desde una perspectiva de transformación digital, los sensores ambientales aportan información complementaria que enriquece los modelos de análisis utilizados por plataformas de monitoreo inteligente. La correlación entre variables eléctricas y ambientales permite comprender con mayor precisión el comportamiento de los sistemas electromecánicos y desarrollar estrategias de control más eficientes. Como resultado, estos dispositivos se han convertido en componentes esenciales de las arquitecturas IoT modernas orientadas a la optimización operativa y energética. La efectividad de un sistema de monitoreo inteligente depende de la capacidad para integrar información procedente de diferentes tipos de sensores y transformarla en conocimiento útil para la operación de los sistemas electromecánicos. En una arquitectura IoT típica, los datos capturados por sensores eléctricos, ambientales y de ocupación son adquiridos por

plataformas embebidas, transmitidos mediante redes de comunicación y procesados a través de herramientas de análisis que permiten supervisar el estado de los procesos en tiempo real. La Figura 4.4 muestra una arquitectura general de integración de sensores para la adquisición y gestión de datos en sistemas electromecánicos.

Figura 4.4.

Integración de sensores para adquisición de datos en sistemas electromecánicos



Nota. Arquitectura general para la captura, transmisión, procesamiento y aprovechamiento de datos procedentes de sensores eléctricos, ambientales y de ocupación en aplicaciones de monitoreo inteligente basadas en IoT.

Como se observa en la Figura 4.4, la adquisición de datos en sistemas IoT involucra múltiples etapas que abarcan desde la medición de variables físicas hasta la generación de información para la toma de decisiones. Los sensores constituyen el primer nivel de la arquitectura al proporcionar datos sobre el estado de los equipos y del entorno. Posteriormente, las plataformas de procesamiento y comunicación permiten integrar esta información con servicios de almacenamiento y análisis, facilitando aplicaciones relacionadas con monitoreo energético, mantenimiento predictivo, automatización industrial y gestión inteligente de infraestructuras. Esta integración de datos provenientes de distintas fuentes representa uno de los principales diferenciadores de los sistemas electromecánicos modernos orientados a la transformación digital. Dentro de las distintas fuentes de información utilizadas en sistemas IoT, los sensores de ocupación y proximidad desempeñan un papel

cada vez más relevante debido a su capacidad para detectar presencia, movimiento e interacción con el entorno físico. Estos dispositivos permiten desarrollar estrategias de automatización adaptativa y optimización energética basadas en el comportamiento de usuarios y procesos, aspectos que se analizan en el apartado siguiente.

4.2.2.3 Sensores de ocupación y proximidad

La detección de ocupación y proximidad constituye una de las funciones más relevantes dentro de los sistemas IoT orientados a la automatización inteligente. A diferencia de los sensores eléctricos y ambientales, cuya finalidad principal es supervisar el estado de los equipos o las condiciones del entorno, los sensores de ocupación permiten identificar la presencia de personas u objetos dentro de un espacio determinado. Esta capacidad resulta especialmente valiosa en aplicaciones donde las decisiones de control deben adaptarse dinámicamente a las condiciones reales de uso. En instalaciones industriales, edificios inteligentes y sistemas de gestión energética, la información relacionada con ocupación puede utilizarse para optimizar el funcionamiento de equipos de iluminación, climatización, ventilación y seguridad. La disponibilidad de datos sobre presencia de usuarios permite reducir consumos innecesarios, mejorar el confort y aumentar la eficiencia operativa de las instalaciones. De esta forma, los sensores de ocupación se convierten en elementos fundamentales para implementar estrategias de control adaptativo basadas en la demanda real. La información relacionada con la ocupación permite ajustar dinámicamente la operación de diversos sistemas y constituye un elemento clave para el desarrollo de soluciones orientadas a la eficiencia energética y la automatización inteligente (European Commission, 2021).

Entre las tecnologías más utilizadas destacan los sensores infrarrojos pasivos (PIR), los cuales detectan cambios en la radiación infrarroja emitida por cuerpos en movimiento. Su bajo costo, reducido consumo energético y facilidad de integración los han convertido en una solución ampliamente utilizada para sistemas de iluminación inteligente, alarmas de seguridad y automatización de edificios. No obstante, su desempeño puede verse afectado por obstáculos físicos y por la limitada capacidad para detectar movimientos muy pequeños o usuarios que permanecen inmóviles durante periodos prolongados. A pesar de estas limitaciones, los sensores PIR continúan siendo ampliamente utilizados en aplicaciones de edificios inteligentes debido a su simplicidad de implementación, bajo consumo energético y costo relativamente reducido (ASHRAE, 2021). Los sensores ultrasónicos constituyen otra alternativa ampliamente utilizada para aplicaciones de detección de presencia y proximidad. Estos dispositivos operan mediante la emisión de ondas acústicas de alta frecuencia y el análisis del tiempo requerido para recibir

el eco reflejado por un objeto. Gracias a este principio de funcionamiento, pueden estimar distancias y detectar movimientos incluso en condiciones donde la iluminación ambiental resulta insuficiente. Sin embargo, su precisión puede verse influenciada por características geométricas de los objetos y por las condiciones acústicas del entorno.

En aplicaciones industriales específicas también se utilizan sensores inductivos y capacitivos para detectar la presencia o proximidad de materiales. Los sensores inductivos destacan por su capacidad para identificar objetos metálicos sin contacto físico, mientras que los sensores capacitivos permiten detectar materiales tanto metálicos como no metálicos. Estas tecnologías complementan los sistemas convencionales de detección de presencia y resultan particularmente útiles en entornos donde se requieren mayores niveles de cobertura espacial o condiciones de monitoreo más específicas (Melfi et al., 2011). Estas características los convierten en herramientas ampliamente empleadas en líneas de producción automatizadas, sistemas de posicionamiento y procesos de manufactura industrial. Existen diversas tecnologías para detectar presencia, ocupación y proximidad, cada una con ventajas y limitaciones particulares. La selección de una solución adecuada depende de factores como el nivel de precisión requerido, las condiciones ambientales, el costo de implementación y la complejidad de la aplicación. La Tabla 4.3 presenta una comparación de las principales tecnologías utilizadas en sistemas IoT para detección de ocupación y proximidad.

Tabla 4.3.

Tecnologías para detección de ocupación y proximidad

Tecnología	Principio de funcionamiento	Ventajas	Limitaciones	Aplicaciones recomendadas
PIR	Detección de radiación infrarroja	Bajo costo, bajo consumo energético	Sensibilidad limitada ante movimientos pequeños	Iluminación inteligente, automatización de edificios
Ultrasónico	Medición del tiempo de retorno de ondas acústicas	Detección de distancia y movimiento	Sensible a condiciones ambientales	Estimación de proximidad y ocupación
Inductivo	Campo electromagnético	Alta confiabilidad para objetos metálicos	Solo detecta materiales conductores	Automatización industrial y manufactura
Capacitivo	Variación de capacitancia	Detecta materiales metálicos y no metálicos	Menor alcance de detección	Sistemas de posicionamiento y control
Cámara inteligente	Procesamiento de imágenes y visión artificial	Alta precisión y análisis avanzado	Mayor costo y requerimientos computacionales	Conteo de personas, monitoreo avanzado y análisis de comportamiento

Como se observa en la Tabla 4.3, la elección de la tecnología de detección depende directamente de los requerimientos de cada aplicación. Los sensores PIR continúan siendo una de las alternativas más utilizadas debido a su simplicidad y bajo costo, mientras que las cámaras inteligentes ofrecen capacidades significativamente superiores cuando se requiere información detallada sobre ocupación y comportamiento. Por su parte, los sensores inductivos y capacitivos mantienen una posición relevante en entornos industriales donde la detección precisa de objetos forma parte de los procesos de automatización. Cada tecnología presenta ventajas y limitaciones específicas que deben evaluarse según los requerimientos de la aplicación (Melfi et al., 2011; ASHRAE, 2021). La evolución reciente de las tecnologías de monitoreo ha impulsado el uso de cámaras inteligentes y sistemas de visión artificial como una alternativa avanzada para la detección de ocupación. La incorporación de cámaras inteligentes y algoritmos de aprendizaje profundo ha incrementado significativamente la precisión de los sistemas de detección, permitiendo obtener información más detallada sobre la presencia, distribución y comportamiento de los usuarios dentro de un espacio determinado (Redmon et al., 2016; Jocher et al., 2024).

A diferencia de los sensores convencionales, estos sistemas pueden proporcionar información más detallada sobre el entorno, incluyendo conteo de personas, análisis de movimiento, identificación de patrones de comportamiento y reconocimiento de actividades. La integración de algoritmos de inteligencia artificial y aprendizaje profundo ha ampliado significativamente las capacidades de estos sistemas, permitiendo alcanzar niveles superiores de precisión y adaptabilidad.

Desde la perspectiva de la eficiencia energética, la detección de ocupación adquiere una relevancia particular. Sistemas de iluminación inteligente pueden ajustar automáticamente la intensidad luminosa en función de la presencia de usuarios, mientras que los sistemas HVAC pueden optimizar el acondicionamiento térmico considerando la ocupación real de los espacios. Estas estrategias permiten reducir consumos energéticos sin comprometer el confort de los usuarios, contribuyendo al desarrollo de edificios más sostenibles y eficientes. En el ámbito de la ingeniería electromecánica, la combinación de sensores de ocupación con plataformas IoT y herramientas de análisis de datos permite desarrollar sistemas de supervisión capaces de responder de manera dinámica a cambios en el entorno operativo. La integración de estas tecnologías favorece la construcción de infraestructuras inteligentes donde la información sobre presencia y actividad se convierte en un recurso estratégico para optimizar procesos, mejorar la seguridad y aumentar la eficiencia energética. Asimismo, permite desarrollar estrategias de control adaptativo basadas en la ocupación real de los espacios, optimizando el uso

de recursos energéticos y mejorando el desempeño operativo de las instalaciones (EN 15193-1, 2017).

Aunque la disponibilidad de múltiples tecnologías de sensorización amplía las posibilidades de monitoreo inteligente, la selección de un sensor no debe basarse únicamente en criterios de costo o disponibilidad. Factores como precisión, robustez, condiciones ambientales, requerimientos de comunicación y escalabilidad influyen significativamente en el desempeño de los sistemas IoT. Por esta razón, resulta necesario establecer criterios que orienten la selección de sensores en aplicaciones electromecánicas.

4.2.2.4 Criterios para la selección de sensores en aplicaciones IoT

La amplia variedad de sensores para aplicaciones IoT ofrece grandes oportunidades para el desarrollo de sistemas de monitoreo inteligente, pero también plantea desafíos relacionados con la selección de la tecnología más adecuada para cada contexto. Un sensor que resulta apropiado para una aplicación residencial o educativa puede no satisfacer los requerimientos de confiabilidad, precisión o robustez exigidos por un entorno industrial. Por ello, la selección de dispositivos de medición debe realizarse considerando criterios técnicos, operativos y económicos que garanticen el desempeño esperado del sistema. Uno de los aspectos más importantes corresponde a la precisión y exactitud de las mediciones. La precisión se relaciona con la capacidad del sensor para reproducir resultados consistentes, mientras que la exactitud indica el grado de cercanía entre la medición obtenida y el valor real de la variable observada. En aplicaciones de monitoreo energético, por ejemplo, pequeñas desviaciones en la medición de corriente o voltaje pueden generar errores significativos en el cálculo de indicadores de consumo y eficiencia. En consecuencia, el nivel de precisión requerido debe definirse en función de los objetivos de la aplicación y de la criticidad de la información generada, la selección de sensores constituye una decisión de ingeniería que influye directamente sobre la calidad de la información generada por el sistema (Fraden, 2016).

El rango de medición constituye otro criterio fundamental. Cada sensor está diseñado para operar dentro de límites específicos y su desempeño puede deteriorarse cuando las variables exceden dichos rangos. En sistemas electromecánicos, la selección incorrecta del rango puede provocar saturación de la señal, pérdida de sensibilidad o incluso daños permanentes al dispositivo. Por esta razón, resulta recomendable considerar no solo las condiciones normales de operación, sino también posibles escenarios transitorios o eventos excepcionales. Las condiciones ambientales y operativas también influyen de manera significativa en la selección tecnológica. Factores como temperatura, humedad, polvo,

vibraciones y exposición a agentes corrosivos pueden afectar la confiabilidad de los sensores y reducir su vida útil. La incertidumbre de medición puede afectar significativamente los procesos de análisis y toma de decisiones (Fraden, 2016). En aplicaciones industriales es frecuente que los dispositivos deban cumplir requisitos específicos de protección mecánica y ambiental, expresados mediante grados de protección IP o certificaciones orientadas a entornos exigentes.

Otro aspecto relevante es la compatibilidad con las plataformas de adquisición y comunicación utilizadas en el sistema IoT. La facilidad de integración con microcontroladores, computadoras embebidas y protocolos de comunicación puede reducir considerablemente la complejidad de implementación. Sensores que incorporan interfaces digitales estandarizadas, como I2C, SPI o UART, suelen simplificar los procesos de conexión, configuración y mantenimiento, favoreciendo la interoperabilidad entre dispositivos de distintos fabricantes. Los costos asociados a la implementación también deben analizarse desde una perspectiva integral. Aunque el precio de adquisición constituye un factor importante, la evaluación económica debe considerar además gastos relacionados con instalación, calibración, mantenimiento y sustitución de componentes. En algunos casos, un sensor de mayor costo inicial puede representar una alternativa más conveniente cuando ofrece mejor estabilidad, menor necesidad de mantenimiento o mayor vida útil. La interoperabilidad constituye uno de los factores más relevantes dentro de las arquitecturas IoT modernas (Al-Fuqaha et al., 2015).

La selección adecuada de sensores requiere evaluar simultáneamente múltiples factores técnicos y operativos. La Tabla 4.4 resume algunos de los criterios más relevantes que deben considerarse durante el diseño de sistemas IoT orientados al monitoreo inteligente de procesos electromecánicos.

Tabla 4.4.*Criterios para la selección de sensores en aplicaciones IoT*

Criterio	Descripción	Impacto en el sistema IoT
Precisión y exactitud	Capacidad para medir correctamente la variable de interés	Determina la confiabilidad de la información obtenida
Rango de medición	Intervalo operativo del sensor	Evita saturación y pérdida de sensibilidad
Robustez ambiental	Resistencia a temperatura, humedad, polvo y vibraciones	Incrementa la confiabilidad operativa
Compatibilidad e integración	Facilidad de conexión con plataformas IoT	Reduce complejidad de implementación
Consumo energético	Energía requerida para la operación del sensor	Influye en la autonomía del sistema
Costo total de propiedad	Costos de adquisición, instalación y mantenimiento	Determina viabilidad económica
Escalabilidad	Capacidad de crecimiento de la infraestructura	Facilita ampliaciones futuras
Mantenimiento y calibración	Requerimientos de ajuste y verificación	Impacta la disponibilidad del sistema

Como se aprecia en la Tabla 4.4, la selección de sensores constituye un proceso multidimensional donde intervienen factores relacionados con desempeño, integración tecnológica y viabilidad económica. En la práctica, la elección óptima suele surgir de un equilibrio entre precisión, robustez, facilidad de implementación y costo total de propiedad. Este enfoque resulta particularmente importante en proyectos IoT donde la calidad de los datos influye directamente sobre la efectividad de los sistemas de monitoreo, análisis y toma de decisiones. La escalabilidad del sistema representa otro criterio de creciente importancia en proyectos IoT. Muchas soluciones comienzan como implementaciones piloto con un número reducido de dispositivos, pero posteriormente evolucionan hacia arquitecturas más complejas que involucran decenas o cientos de puntos de medición. En estos escenarios, la facilidad para ampliar la infraestructura y gestionar múltiples sensores puede influir significativamente en la viabilidad técnica y económica del proyecto.

Finalmente, la selección de sensores debe alinearse con los objetivos generales del sistema de monitoreo. Mientras algunas aplicaciones priorizan la obtención de datos altamente precisos para análisis detallados, otras buscan soluciones de bajo costo que permitan supervisar tendencias generales de comportamiento. Por ello, el proceso de selección debe entenderse como una actividad de ingeniería orientada a equilibrar desempeño, confiabilidad, complejidad y costo, garantizando que la información obtenida contribuya efectivamente a la toma de decisiones dentro del ecosistema IoT. Los sensores constituyen el primer eslabón dentro de cualquier arquitectura de monitoreo inteligente, ya que proporcionan la información necesaria para comprender el estado de los procesos físicos. Sin embargo, la utilidad de los datos obtenidos depende de la capacidad de

las plataformas de procesamiento para adquirir, almacenar, transmitir y analizar dicha información. En consecuencia, el siguiente apartado examina las principales plataformas IoT utilizadas en ingeniería electromecánica, destacando sus características, capacidades de procesamiento y aplicaciones más representativas.

4.2.3 Plataformas IoT aplicadas a ingeniería electromecánica

Los sensores constituyen la fuente primaria de información dentro de los sistemas IoT; sin embargo, la utilidad de los datos obtenidos depende de la capacidad de las plataformas de procesamiento para adquirir, gestionar y transmitir dicha información. Estas plataformas actúan como intermediarios entre el entorno físico y las aplicaciones digitales, permitiendo ejecutar algoritmos de control, coordinar procesos de comunicación y almacenar datos para su posterior análisis. La evolución de la electrónica embebida ha favorecido el desarrollo de dispositivos con capacidades de procesamiento cada vez mayores, menor consumo energético y costos accesibles. Como resultado, actualmente existe una amplia variedad de plataformas capaces de atender diferentes necesidades de monitoreo, automatización y análisis de datos. Algunas se orientan a aplicaciones de adquisición de información con recursos limitados, mientras que otras incorporan capacidades suficientes para ejecutar algoritmos de inteligencia artificial, procesamiento de imágenes y análisis avanzado en tiempo real.

La selección de una plataforma IoT depende de factores como la complejidad de la aplicación, la cantidad de datos generados, los requerimientos de conectividad, el consumo energético permitido y las capacidades de procesamiento necesarias. Por ello, resulta fundamental comprender las fortalezas y limitaciones de las alternativas disponibles para determinar cuál ofrece el mejor equilibrio entre desempeño, costo y escalabilidad. En ingeniería electromecánica, plataformas como ESP32, Raspberry Pi Pico, Raspberry Pi y NVIDIA Jetson Orin Nano han adquirido una gran relevancia debido a su versatilidad y facilidad de integración con sensores, sistemas de comunicación y herramientas de análisis de datos. Cada una de ellas responde a necesidades específicas y presenta ventajas particulares que las hacen adecuadas para diferentes escenarios de aplicación.

Entre las plataformas más utilizadas en proyectos IoT destaca el ESP32, un microcontrolador que combina capacidades de procesamiento, conectividad inalámbrica y bajo costo, convirtiéndose en una de las soluciones más populares para aplicaciones de monitoreo y automatización.

4.2.3.1 ESP32

El ESP32 se ha consolidado como una de las plataformas más utilizadas en el desarrollo de soluciones IoT debido a la combinación de capacidades de procesamiento, conectividad inalámbrica integrada y bajo costo de implementación. Desarrollado por Espressif Systems, este microcontrolador incorpora conectividad Wi-Fi y Bluetooth en un único dispositivo, lo que facilita la construcción de arquitecturas capaces de adquirir datos, procesarlos localmente y transmitir información hacia servidores remotos o plataformas en la nube. Una de las principales ventajas del ESP32 radica en su capacidad para interactuar con una amplia variedad de sensores mediante interfaces de comunicación como UART, SPI e I2C. Esta flexibilidad permite integrar dispositivos destinados a la medición de variables eléctricas, ambientales y de ocupación, convirtiéndolo en una plataforma adecuada para aplicaciones de monitoreo energético, automatización industrial y supervisión remota de instalaciones.

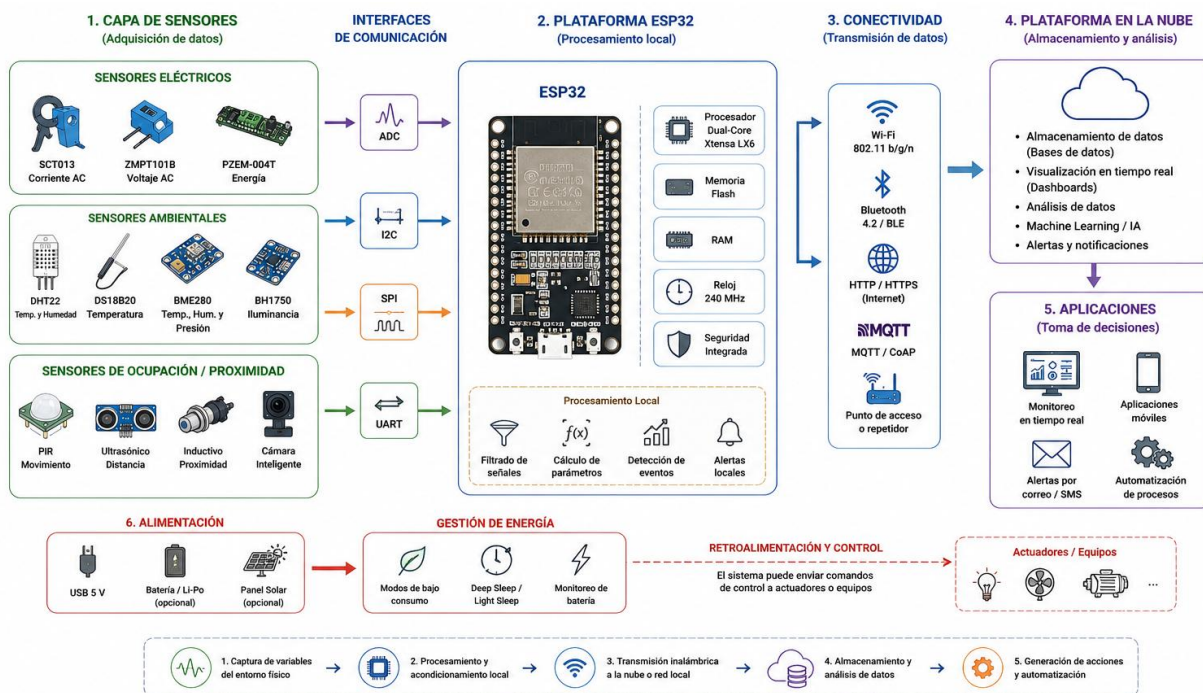
Desde la ingeniería electromecánica, el ESP32 resulta especialmente atractivo para sistemas donde se requiere adquirir información de múltiples sensores y transmitirla a plataformas de visualización o análisis en tiempo real. Aplicaciones relacionadas con monitoreo de consumo eléctrico, control inteligente de iluminación, supervisión ambiental y gestión de sistemas HVAC pueden implementarse de manera eficiente utilizando esta plataforma. Otro aspecto relevante es la disponibilidad de herramientas de desarrollo compatibles con lenguajes como C/C++, MicroPython y Arduino, lo que facilita su adopción tanto en entornos educativos como en proyectos de investigación y desarrollo tecnológico. Esta amplia comunidad de usuarios ha favorecido la disponibilidad de bibliotecas y recursos que simplifican la integración con sensores, protocolos de comunicación y servicios en la nube.

No obstante, el ESP32 presenta limitaciones cuando las aplicaciones requieren capacidades avanzadas de procesamiento de imágenes o ejecución de modelos complejos de inteligencia artificial. Aunque existen variantes especializadas que incorporan cámaras y aceleradores de procesamiento, el rendimiento disponible continúa siendo inferior al ofrecido por plataformas de mayor capacidad computacional como Raspberry Pi o NVIDIA Jetson. En consecuencia, el ESP32 representa una solución equilibrada para aplicaciones IoT donde se priorizan conectividad, bajo consumo energético y costos reducidos. Su versatilidad y facilidad de integración explican su amplia adopción en sistemas de monitoreo inteligente orientados a la ingeniería electromecánica. La versatilidad del ESP32 puede comprenderse mejor observando su papel dentro de una arquitectura IoT típica, donde actúa como elemento central encargado de adquirir información

procedente de sensores, procesar datos localmente y gestionar la comunicación con plataformas de almacenamiento y análisis. La Figura 4.5 ilustra esta integración funcional.

Figura 4.5

Arquitectura funcional de una plataforma ESP32 para monitoreo IoT.



Como se observa en la Figura 4.5, el ESP32 funciona como un nodo inteligente capaz de conectar múltiples sensores con servicios digitales mediante redes inalámbricas. Esta arquitectura permite implementar soluciones escalables de monitoreo y automatización, manteniendo un equilibrio adecuado entre capacidad de procesamiento, consumo energético y costo de implementación.

4.2.3.2 Raspberry Pi Pico y MicroPython

La Raspberry Pi Pico es una plataforma de desarrollo basada en el microcontrolador RP2040, diseñada para aplicaciones embebidas que requieren un equilibrio entre capacidad de procesamiento, bajo consumo energético y costo reducido. Desde su lanzamiento, esta plataforma ha ganado una amplia aceptación en proyectos de monitoreo, automatización y adquisición de datos debido a su arquitectura flexible y a la disponibilidad de herramientas de programación accesibles para distintos niveles de experiencia. A diferencia de plataformas

orientadas a sistemas operativos completos, como Raspberry Pi, la Pico se enfoca en aplicaciones de control y adquisición de datos en tiempo real. Esta característica la convierte en una alternativa adecuada para proyectos donde se requiere interactuar directamente con sensores, ejecutar tareas de procesamiento local y controlar dispositivos externos con tiempos de respuesta predecibles. Además, la disponibilidad de múltiples entradas y salidas digitales, convertidores analógico-digitales y protocolos de comunicación facilita su integración con una amplia variedad de sensores utilizados en sistemas IoT.

Uno de los factores que ha impulsado la adopción de la Raspberry Pi Pico es la posibilidad de programarla mediante MicroPython, una implementación optimizada del lenguaje Python para sistemas embebidos. MicroPython permite desarrollar aplicaciones utilizando una sintaxis sencilla y ampliamente conocida dentro de la comunidad científica y tecnológica, reduciendo la complejidad asociada al desarrollo de firmware tradicional. Esta característica favorece el prototipado rápido y acelera los procesos de experimentación e innovación tecnológica. Desde una perspectiva educativa y de investigación, MicroPython ofrece ventajas significativas al facilitar la integración entre programación, electrónica y adquisición de datos. La disponibilidad de bibliotecas especializadas permite interactuar con sensores eléctricos, ambientales y de ocupación mediante unas pocas líneas de código, simplificando la construcción de sistemas de monitoreo inteligente. Como resultado, investigadores y estudiantes pueden concentrarse en el diseño de algoritmos y aplicaciones sin dedicar esfuerzos excesivos a tareas de programación de bajo nivel.

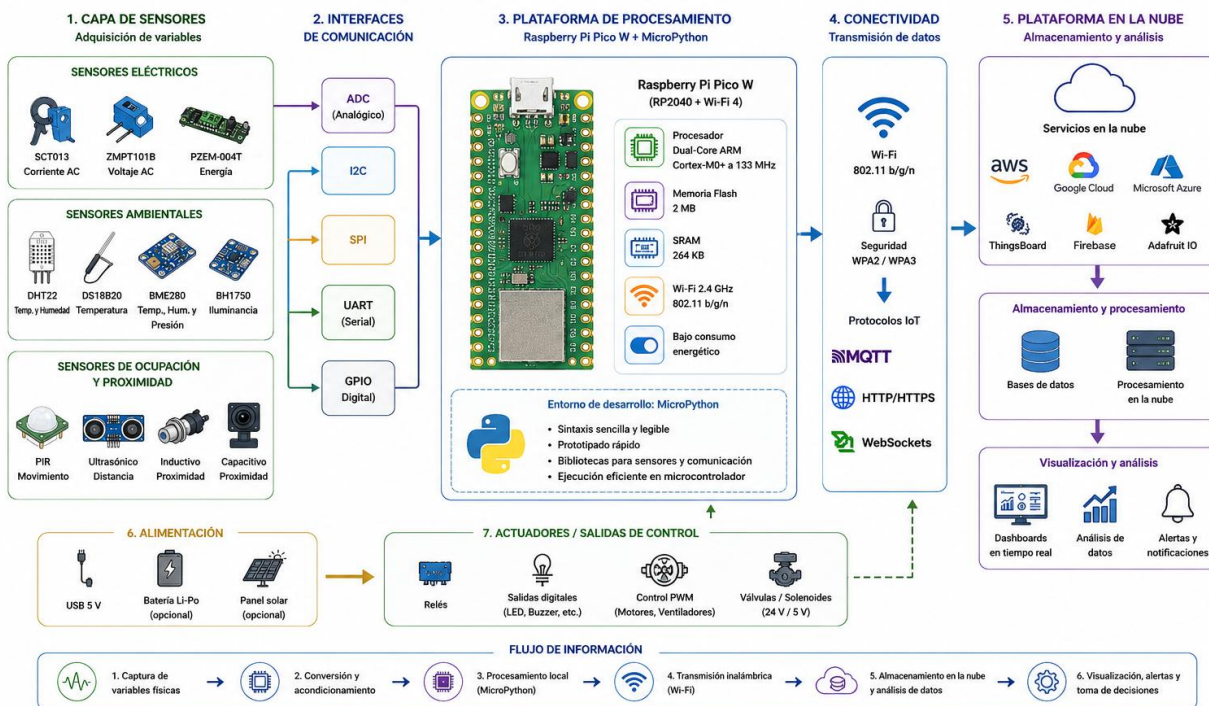
En aplicaciones IoT orientadas a la ingeniería electromecánica, la Raspberry Pi Pico ha demostrado ser una plataforma eficaz para la implementación de sistemas de monitoreo energético, supervisión ambiental y automatización de procesos. Su capacidad para adquirir datos procedentes de sensores de corriente, voltaje, temperatura, humedad e iluminación permite desarrollar soluciones capaces de generar información en tiempo real sobre el estado de instalaciones industriales y energéticas. Cuando se utiliza la variante Raspberry Pi Pico W, las capacidades de conectividad inalámbrica amplían significativamente el alcance de estas aplicaciones al permitir la transmisión directa de datos hacia plataformas en la nube o sistemas de supervisión remota. Otra ventaja relevante radica en su bajo consumo energético. Esta característica resulta particularmente importante en sistemas alimentados mediante baterías o fuentes renovables, donde la eficiencia energética constituye un criterio fundamental de diseño. En aplicaciones de monitoreo distribuido, la combinación de bajo consumo y capacidades de comunicación permite desplegar redes de sensores con una autonomía considerable y costos operativos reducidos.

Sin embargo, la Raspberry Pi Pico presenta limitaciones relacionadas con la capacidad de procesamiento disponible para aplicaciones avanzadas. Aunque puede ejecutar tareas de control, adquisición de datos y procesamiento local de información, no está diseñada para manejar cargas computacionales intensivas como procesamiento de imágenes de alta resolución, análisis complejo de datos o ejecución de modelos avanzados de inteligencia artificial. En estos escenarios, plataformas con mayores recursos computacionales ofrecen mejores resultados. En consecuencia, la Raspberry Pi Pico constituye una solución particularmente atractiva para aplicaciones IoT donde se priorizan simplicidad, eficiencia energética y facilidad de desarrollo. Su integración con MicroPython, junto con su bajo costo y versatilidad, la convierten en una plataforma adecuada para sistemas de monitoreo inteligente, automatización ligera y proyectos de transformación digital en ingeniería electromecánica.

La integración entre Raspberry Pi Pico W y MicroPython facilita el desarrollo de arquitecturas IoT capaces de adquirir datos, procesarlos localmente y transmitir información hacia plataformas de monitoreo remoto. La Figura 4.6 presenta una arquitectura funcional típica utilizada en aplicaciones de supervisión inteligente basadas en esta plataforma.

Figura 4.6.

Arquitectura funcional de una plataforma Raspberry Pi Pico W para monitoreo IoT.



Como se observa en la Figura 4.6, la Raspberry Pi Pico W puede funcionar como nodo de adquisición y procesamiento dentro de una arquitectura IoT distribuida. La combinación de sensores, conectividad inalámbrica y programación mediante MicroPython permite construir soluciones escalables para monitoreo energético, supervisión ambiental y automatización de procesos, manteniendo bajos requerimientos de consumo energético y costos de implementación. Aunque plataformas como ESP32 y Raspberry Pi Pico resultan adecuadas para la adquisición de datos y el monitoreo distribuido, algunas aplicaciones demandan mayores capacidades de procesamiento para ejecutar algoritmos avanzados, gestionar bases de datos locales o implementar sistemas de visión artificial. En estos casos, plataformas como Raspberry Pi y NVIDIA Jetson Orin Nano ofrecen recursos computacionales que amplían significativamente las posibilidades de los sistemas IoT modernos.

4.2.3.3 Raspberry Pi y NVIDIA Jetson Orin Nano

A medida que las aplicaciones IoT evolucionan hacia escenarios que demandan mayores capacidades de procesamiento, las plataformas basadas en microcontroladores pueden resultar insuficientes para determinadas tareas relacionadas con análisis avanzado de datos, procesamiento de imágenes o inteligencia artificial. En estos casos, dispositivos de computación embebida como Raspberry Pi y NVIDIA Jetson Orin Nano ofrecen recursos computacionales significativamente superiores, ampliando las posibilidades de los sistemas inteligentes utilizados en ingeniería electromecánica. La Raspberry Pi se ha consolidado como una de las plataformas de computación de propósito general más utilizadas en proyectos de monitoreo, automatización e investigación aplicada. A diferencia de microcontroladores como ESP32 o Raspberry Pi Pico, esta plataforma incorpora un sistema operativo completo basado en Linux, lo que permite ejecutar aplicaciones complejas, gestionar bases de datos locales, implementar servidores web y desarrollar sistemas de supervisión con interfaces gráficas avanzadas. Estas capacidades la convierten en una herramienta versátil para aplicaciones donde se requiere combinar adquisición de datos, procesamiento local y conectividad de red.

En el contexto de la ingeniería electromecánica, Raspberry Pi es ampliamente utilizada para integrar sensores, plataformas de monitoreo energético, sistemas SCADA de pequeña escala y soluciones de supervisión remota. Su compatibilidad con lenguajes de programación como Python facilita el desarrollo de aplicaciones orientadas al análisis de datos, generación de reportes y visualización de información en tiempo real. Asimismo, la disponibilidad de una amplia comunidad de usuarios y bibliotecas especializadas simplifica la implementación de proyectos de investigación y prototipado tecnológico. No obstante, el crecimiento de

aplicaciones basadas en visión artificial e inteligencia artificial ha impulsado la necesidad de plataformas capaces de ejecutar algoritmos de aprendizaje automático directamente en el borde de la red. En este escenario surge NVIDIA Jetson Orin Nano, una plataforma diseñada específicamente para aplicaciones de Edge AI que requieren procesamiento intensivo de datos y análisis en tiempo real.

La principal fortaleza de NVIDIA Jetson Orin Nano radica en la incorporación de unidades de procesamiento gráfico (GPU) optimizadas para acelerar algoritmos de inteligencia artificial, visión artificial y aprendizaje profundo. Esta capacidad permite ejecutar modelos complejos de detección de objetos, clasificación de imágenes, reconocimiento de patrones y análisis predictivo sin depender exclusivamente de servicios de computación en la nube. Como resultado, los sistemas pueden responder con menor latencia y mantener capacidades de operación incluso cuando la conectividad es limitada. Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, las capacidades de procesamiento de Jetson Orin Nano resultan especialmente relevantes en aplicaciones donde la información visual constituye una fuente crítica de datos. Sistemas de inspección industrial, monitoreo de ocupación mediante visión artificial, detección automática de fallas, supervisión de líneas de producción y mantenimiento predictivo basado en imágenes son algunos ejemplos donde esta plataforma ofrece ventajas significativas frente a soluciones convencionales.

La disponibilidad de herramientas como CUDA, TensorRT y bibliotecas de aprendizaje profundo compatibles con TensorFlow y PyTorch facilita la implementación de algoritmos avanzados de inteligencia artificial. Esta integración permite desarrollar sistemas capaces de interpretar grandes volúmenes de información en tiempo real y generar acciones automáticas basadas en el análisis de datos obtenidos desde sensores y cámaras inteligentes. A pesar de sus ventajas, la utilización de plataformas de alto desempeño implica ciertos compromisos. Tanto Raspberry Pi como NVIDIA Jetson Orin Nano presentan mayores requerimientos energéticos y costos de implementación en comparación con plataformas basadas en microcontroladores. Por ello, su adopción debe justificarse mediante necesidades concretas de procesamiento, almacenamiento o análisis avanzado de información.

En términos generales, Raspberry Pi representa una solución equilibrada para aplicaciones que requieren computación embebida de propósito general, mientras que NVIDIA Jetson Orin Nano está orientada a escenarios donde la inteligencia artificial y la visión artificial constituyen componentes centrales del sistema. La elección entre ambas plataformas dependerá del nivel de procesamiento requerido, la complejidad de los algoritmos involucrados y los

objetivos específicos de la aplicación. La diversidad de plataformas disponibles para aplicaciones IoT ofrece múltiples alternativas para atender diferentes necesidades de monitoreo, automatización y análisis de datos. Sin embargo, la selección de una plataforma adecuada requiere evaluar aspectos relacionados con capacidad de procesamiento, conectividad, consumo energético, facilidad de desarrollo y costo de implementación. Por ello, resulta conveniente realizar una comparación sistemática entre las principales plataformas analizadas en este capítulo.

4.2.3.4 Comparación de plataformas IoT

La creciente disponibilidad de plataformas para el desarrollo de aplicaciones IoT ofrece múltiples alternativas para implementar sistemas de monitoreo inteligente, automatización y análisis de datos. Sin embargo, ninguna plataforma puede considerarse universalmente superior, ya que cada una ha sido diseñada para atender necesidades específicas relacionadas con capacidad de procesamiento, consumo energético, conectividad y costo de implementación. Por esta razón, la selección de una plataforma debe realizarse considerando los objetivos del proyecto y los requerimientos operativos de la aplicación. En aplicaciones de monitoreo distribuido donde predominan tareas de adquisición de datos y transmisión de información, las plataformas basadas en microcontroladores suelen ofrecer ventajas relacionadas con simplicidad, bajo consumo energético y costos reducidos. Por el contrario, aplicaciones que requieren procesamiento intensivo de datos, análisis avanzado o ejecución de algoritmos de inteligencia artificial demandan recursos computacionales más robustos, lo que favorece el uso de computadoras embebidas y plataformas especializadas.

Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, la decisión de utilizar una determinada plataforma debe considerar factores como el número de sensores conectados, la frecuencia de adquisición de datos, la necesidad de procesamiento local, los requerimientos de comunicación y la escalabilidad prevista para el sistema. La Tabla 4.5 presenta una comparación general de las principales plataformas analizadas en este capítulo.

Tabla 4.5.

Comparación de plataformas IoT para ingeniería electromecánica

Característica	ESP32	Raspberry Pi Pico W	Raspberry Pi 5	NVIDIA Jetson Orin Nano
Tipo de plataforma	Microcontrolador	Microcontrolador	Computadora embebida	Plataforma Edge AI
Conectividad Wi-Fi	Integrada	Integrada	Integrada	Integrada
Bluetooth	Sí	Limitado*	Sí	Sí
Capacidad de procesamiento	Media	Media	Alta	Muy alta
Consumo energético	Bajo	Muy bajo	Medio	Alto
Facilidad de integración con sensores	Muy alta	Muy alta	Alta	Alta
Procesamiento de imágenes	Limitado	Limitado	Bueno	Excelente
Inteligencia artificial	Básica	Básica	Intermedia	Avanzada
Almacenamiento local	Limitado	Limitado	Alto	Alto
Costo relativo	Bajo	Muy bajo	Medio	Alto
Complejidad de desarrollo	Baja	Baja	Media	Alta
Aplicaciones recomendadas	Monitoreo IoT y automatización	Redes de sensores y adquisición de datos	Supervisión avanzada y servidores locales	Visión artificial, Edge AI y análisis avanzado

Nota. Elaboración propia con base en documentación técnica de los fabricantes y literatura especializada.

Como se observa en la Tabla 4.5, las plataformas analizadas cubren diferentes niveles de complejidad dentro del ecosistema IoT. ESP32 y Raspberry Pi Pico W representan soluciones especialmente atractivas para aplicaciones de monitoreo distribuido debido a su bajo consumo energético, facilidad de integración con sensores y reducido costo de implementación. Estas características las convierten en opciones adecuadas para sistemas de adquisición de datos, monitoreo energético y automatización básica. Por otra parte, Raspberry Pi ofrece mayores capacidades de procesamiento y almacenamiento, permitiendo desarrollar aplicaciones que integran bases de datos locales, servidores web y herramientas avanzadas de visualización. Esta plataforma resulta especialmente útil cuando se requiere combinar adquisición de datos con procesamiento local y gestión de información en tiempo real.

Finalmente, NVIDIA Jetson Orin Nano destaca por sus capacidades orientadas a inteligencia artificial y visión artificial. Su arquitectura permite ejecutar algoritmos complejos de aprendizaje profundo directamente en el borde de la red, reduciendo la dependencia de servicios externos y favoreciendo aplicaciones donde la latencia y el procesamiento local constituyen factores críticos. Por esta razón, se

ha convertido en una plataforma de referencia para proyectos relacionados con monitoreo inteligente basado en imágenes, inspección automatizada y mantenimiento predictivo avanzado. La selección de la plataforma IoT adecuada constituye una decisión estratégica que influye directamente sobre el desempeño, la escalabilidad y la viabilidad económica de los sistemas de monitoreo inteligente. Mientras que los microcontroladores ofrecen soluciones eficientes para aplicaciones distribuidas de bajo consumo, las plataformas de computación embebida permiten abordar problemas de mayor complejidad relacionados con procesamiento avanzado e inteligencia artificial. En todos los casos, la elección debe responder a las necesidades específicas del proyecto y a los objetivos de transformación digital perseguidos por la organización. Independientemente de la plataforma utilizada, la efectividad de un sistema IoT depende de la capacidad para transmitir información de manera confiable entre sensores, dispositivos de procesamiento y plataformas de análisis. Esta comunicación constituye el mecanismo que permite integrar los diferentes componentes del ecosistema IoT y transformar datos locales en información accesible para la toma de decisiones. Por ello, el siguiente apartado examina las principales tecnologías y protocolos utilizados para la comunicación y transmisión de datos en sistemas IoT.

4.2.3.5. Discusión técnica sobre la selección de plataformas IoT

La amplia disponibilidad de plataformas embebidas para aplicaciones IoT puede generar la percepción de que todas ofrecen capacidades similares; sin embargo, cada una responde a necesidades específicas de procesamiento, conectividad y costo de implementación. En consecuencia, la selección de una plataforma no debe realizarse únicamente considerando su capacidad computacional, sino evaluando de manera integral los requerimientos funcionales del sistema de monitoreo, las restricciones energéticas, la escalabilidad prevista y el presupuesto disponible. En aplicaciones orientadas exclusivamente a la adquisición de datos y transmisión de información, plataformas como ESP32 y Raspberry Pi Pico W representan alternativas altamente competitivas debido a su bajo consumo energético, reducido costo y facilidad de integración con sensores eléctricos y ambientales. Estas características permiten implementar soluciones de monitoreo distribuido con inversiones relativamente bajas, aspecto particularmente relevante en proyectos académicos, pequeñas y medianas industrias o sistemas de eficiencia energética.

Por el contrario, aplicaciones que incorporan procesamiento intensivo de datos, visión artificial o algoritmos de inteligencia artificial requieren plataformas con mayores capacidades computacionales. En estos escenarios, dispositivos como Raspberry Pi o NVIDIA Jetson Orin Nano ofrecen ventajas significativas al permitir

ejecutar modelos de aprendizaje profundo directamente sobre el dispositivo, reduciendo la dependencia de servicios externos y favoreciendo el procesamiento en el borde de la red (edge computing). No obstante, estas ventajas implican mayores requerimientos de energía, sistemas de almacenamiento más robustos y un incremento en el costo total de implementación (Shi et al., 2016; Sánchez et al., 2021). Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, no existe una plataforma universalmente superior. La elección depende del equilibrio entre capacidad de procesamiento, consumo energético, conectividad, facilidad de programación y costo del proyecto. En consecuencia, la tendencia actual consiste en implementar arquitecturas híbridas donde microcontroladores de bajo consumo realizan la adquisición de datos en campo, mientras que plataformas de mayor capacidad ejecutan procesos de análisis avanzado e inteligencia artificial. Este enfoque aprovecha las fortalezas de cada tecnología y constituye una de las arquitecturas más representativas del Internet Industrial de las Cosas (Lee et al., 2015; Xu et al., 2023).

4.2.3.6. Análisis crítico de la selección de plataformas

La comparación de plataformas evidencia que no existe una solución única capaz de satisfacer los requerimientos de todas las aplicaciones IoT en ingeniería electromecánica. La elección depende de factores como la capacidad de procesamiento requerida, el consumo energético, la conectividad disponible, la escalabilidad del sistema y el costo total de implementación. En aplicaciones orientadas principalmente al monitoreo y adquisición de datos, los microcontroladores de bajo consumo constituyen una alternativa eficiente debido a su bajo costo y facilidad de integración con sensores. En contraste, cuando el sistema incorpora algoritmos de visión artificial, análisis avanzado de datos o inteligencia artificial, resulta necesario utilizar plataformas con mayor capacidad computacional, aun cuando ello implique un incremento en el consumo energético y en los costos del proyecto.

Desde esta perspectiva, la selección de la plataforma debe responder a los objetivos específicos de la aplicación y no únicamente a sus especificaciones técnicas. En consecuencia, las arquitecturas híbridas, donde los microcontroladores realizan la adquisición de datos y plataformas de mayor capacidad ejecutan tareas de procesamiento avanzado, representan actualmente una de las estrategias más equilibradas para el desarrollo de sistemas IoT orientados a la transformación digital de los sistemas electromecánicos (Lee et al., 2015; Xu et al., 2023).

4.2.3.6. Discusión sobre ventajas, limitaciones y complementariedad de las tecnologías IoT

La adopción de tecnologías IoT en ingeniería electromecánica requiere reconocer que cada plataforma presenta ventajas y limitaciones que condicionan su utilización. Los microcontroladores de bajo consumo, como ESP32 y Raspberry Pi Pico W, destacan por su reducido costo, facilidad de integración con sensores y bajo consumo energético, características que los convierten en alternativas adecuadas para aplicaciones de monitoreo distribuido y adquisición continua de datos. Sin embargo, sus recursos de procesamiento y memoria limitan la ejecución local de algoritmos complejos de inteligencia artificial o visión artificial, por lo que su desempeño disminuye cuando las aplicaciones demandan análisis intensivo de información.

Por otra parte, plataformas de mayor capacidad computacional, como Raspberry Pi y NVIDIA Jetson Orin Nano, permiten ejecutar modelos de aprendizaje automático, redes neuronales profundas y aplicaciones de visión artificial directamente en el dispositivo, favoreciendo el procesamiento en tiempo real y reduciendo la dependencia de servicios externos. No obstante, estas ventajas implican un mayor consumo energético, mayores requerimientos de almacenamiento y un incremento en el costo de implementación, aspectos que deben considerarse especialmente en aplicaciones de monitoreo continuo o sistemas alimentados mediante fuentes de energía limitadas.

Estas diferencias evidencian que las plataformas no compiten entre sí, sino que cumplen funciones complementarias dentro de una arquitectura IoT. Mientras los microcontroladores realizan eficientemente la adquisición y transmisión de datos desde el entorno físico, plataformas con mayor capacidad computacional ejecutan procesos de análisis avanzado, inteligencia artificial y apoyo a la toma de decisiones. Esta distribución de funciones permite aprovechar las fortalezas de cada tecnología y minimizar sus limitaciones individuales, favoreciendo el desarrollo de sistemas escalables, eficientes y adaptables a distintos escenarios de aplicación (Lee et al., 2015; Shi et al., 2016; European Commission, 2021; Xu et al., 2023).

La selección tecnológica no debe fundamentarse únicamente en el rendimiento del hardware, sino en el equilibrio entre capacidad de procesamiento, consumo energético, costo, confiabilidad y requerimientos específicos de la aplicación. En consecuencia, las arquitecturas híbridas representan actualmente una de las estrategias más utilizadas para implementar soluciones IoT capaces de integrar monitoreo, automatización e inteligencia artificial dentro de un mismo sistema.

4.2.4 Comunicaciones y transmisión de datos en sistemas IoT

La adquisición de datos mediante sensores y plataformas embebidas constituye únicamente la primera etapa dentro de un sistema IoT. Para que la información generada pueda convertirse en conocimiento útil, resulta necesario establecer mecanismos que permitan transmitir, almacenar y procesar los datos de manera eficiente y confiable. En este contexto, las tecnologías de comunicación desempeñan un papel esencial al conectar dispositivos físicos con plataformas de supervisión, servicios en la nube y herramientas de análisis. La evolución de las redes digitales ha impulsado el desarrollo de múltiples protocolos y arquitecturas de comunicación orientadas a satisfacer las necesidades específicas de los sistemas IoT. Estas tecnologías deben responder a requerimientos relacionados con bajo consumo energético, transmisión eficiente de datos, escalabilidad y capacidad para operar en entornos distribuidos. Como resultado, la selección de los mecanismos de comunicación adecuados influye directamente sobre el desempeño y la confiabilidad de las soluciones implementadas.

En aplicaciones de ingeniería electromecánica, la transmisión oportuna de información permite supervisar variables operativas, detectar anomalías, coordinar acciones de control y facilitar la toma de decisiones basada en datos. Por ello, comprender las características de los protocolos y arquitecturas de comunicación constituye un aspecto fundamental para el diseño de sistemas de monitoreo inteligente. Antes de analizar los protocolos específicos utilizados en IoT, resulta conveniente comprender el papel que desempeña la comunicación dentro de las arquitecturas de monitoreo inteligente y su influencia sobre el funcionamiento general de los sistemas.

4.2.4.1 Importancia de la comunicación en sistemas IoT

La capacidad de comunicación constituye uno de los elementos que distingue a los sistemas IoT de los esquemas tradicionales de monitoreo y automatización. Mientras que en los sistemas convencionales la información suele permanecer confinada al dispositivo que realiza la medición, las arquitecturas IoT permiten compartir datos entre múltiples equipos, plataformas y usuarios ubicados en diferentes niveles de la infraestructura tecnológica. Esta conectividad favorece una visión más amplia de los procesos y facilita la toma de decisiones basada en información actualizada. La comunicación eficiente resulta especialmente importante en aplicaciones donde los datos deben transmitirse continuamente desde sensores distribuidos hacia plataformas de supervisión o análisis. En sistemas de monitoreo energético, por ejemplo, la disponibilidad de información en tiempo real permite identificar variaciones de consumo, detectar anomalías

operativas y evaluar el desempeño de los equipos sin necesidad de inspecciones presenciales. De manera similar, en aplicaciones de automatización industrial la comunicación entre dispositivos permite coordinar acciones de control y optimizar la operación de los procesos.

Otro aspecto relevante es la posibilidad de integrar información procedente de múltiples fuentes. Los sistemas electromecánicos modernos suelen incorporar sensores eléctricos, ambientales y de ocupación que generan datos heterogéneos. La comunicación entre estos dispositivos y las plataformas de procesamiento permite consolidar la información en una única infraestructura, facilitando el análisis conjunto de variables que anteriormente se evaluaban de manera independiente. La conectividad también favorece la escalabilidad de los sistemas IoT. Una arquitectura adecuadamente diseñada puede incorporar nuevos sensores, dispositivos y servicios sin necesidad de modificar significativamente la infraestructura existente. Esta característica resulta especialmente valiosa en entornos industriales donde los sistemas evolucionan continuamente para adaptarse a nuevos requerimientos operativos.

Desde una perspectiva estratégica, la comunicación constituye el mecanismo que transforma datos locales en información accesible para la organización. Gracias a la transmisión continua de información, los responsables de operación y mantenimiento pueden supervisar procesos desde ubicaciones remotas, recibir alertas automáticas y acceder a indicadores actualizados sobre el desempeño de los activos. En consecuencia, la conectividad se convierte en un componente esencial para la implementación de estrategias de mantenimiento predictivo, eficiencia energética y transformación digital. La comunicación cumple múltiples funciones dentro de los sistemas IoT, contribuyendo no solo a la transferencia de información sino también a la integración y coordinación de los diferentes componentes tecnológicos. La Tabla 4.6 resume algunas de las contribuciones más relevantes en aplicaciones de ingeniería electromecánica.

Tabla 4.6.

Funciones de la comunicación en sistemas IoT para ingeniería electromecánica

Función	Beneficio principal	Aplicación típica
Transmisión de datos	Acceso remoto a información	Monitoreo energético
Integración de sensores	Consolidación de variables	Supervisión industrial
Automatización	Coordinación de dispositivos	Control inteligente
Alertas remotas	Respuesta rápida a eventos	Mantenimiento predictivo
Escalabilidad	Expansión del sistema	Redes IoT industriales

Como se observa en la Tabla 4.6, la comunicación constituye un elemento transversal que impacta directamente sobre la capacidad de supervisión,

automatización y escalabilidad de los sistemas IoT. Su adecuada implementación permite aprovechar el potencial de los sensores y plataformas de procesamiento, convirtiendo datos dispersos en información útil para la gestión inteligente de los procesos. La efectividad de la comunicación en sistemas IoT depende en gran medida de los protocolos utilizados para intercambiar información entre dispositivos y servicios digitales. Cada protocolo presenta características particulares relacionadas con eficiencia, complejidad y requerimientos de red, aspectos que se analizan en el siguiente apartado.

4.2.4.2 Protocolos de comunicación para IoT

La eficiencia de un sistema IoT no depende únicamente de la calidad de los sensores o de la capacidad de procesamiento de las plataformas utilizadas. La forma en que la información es transmitida entre dispositivos, servidores y aplicaciones influye directamente sobre el rendimiento global del sistema. Por esta razón, los protocolos de comunicación constituyen un componente fundamental dentro de las arquitecturas IoT, ya que establecen las reglas que permiten intercambiar datos de manera estructurada, confiable y eficiente. Los entornos IoT presentan requerimientos particulares que difieren de los sistemas informáticos tradicionales. Muchos dispositivos operan con recursos limitados de procesamiento, memoria y energía, por lo que los mecanismos de comunicación deben minimizar el consumo de ancho de banda y reducir la carga computacional asociada a la transmisión de datos. Asimismo, resulta necesario garantizar la interoperabilidad entre equipos de diferentes fabricantes y facilitar la integración con plataformas de monitoreo, análisis y almacenamiento de información.

Entre los protocolos más utilizados en aplicaciones IoT destaca MQTT (Message Queuing Telemetry Transport), desarrollado específicamente para entornos donde la eficiencia en la transmisión constituye un requisito prioritario. MQTT utiliza un modelo de comunicación basado en publicación y suscripción, en el cual los dispositivos envían información a un servidor intermediario denominado broker. Este enfoque reduce la complejidad de las comunicaciones y permite distribuir información simultáneamente a múltiples usuarios o aplicaciones interesadas en determinados datos. La popularidad de MQTT en aplicaciones de monitoreo energético, automatización industrial y supervisión remota se debe principalmente a su bajo consumo de ancho de banda y a su capacidad para operar adecuadamente en redes con conectividad limitada. Estas características lo convierten en una alternativa especialmente adecuada para sistemas donde los sensores generan pequeñas cantidades de información de forma periódica y se requiere mantener una comunicación eficiente entre dispositivos distribuidos.

Otro protocolo ampliamente utilizado es HTTP (HyperText Transfer Protocol), el cual constituye la base de gran parte de los servicios web modernos. En aplicaciones IoT, HTTP permite que los dispositivos envíen información directamente a servidores o plataformas en la nube mediante solicitudes estructuradas. Su principal ventaja radica en la amplia compatibilidad con herramientas de desarrollo, servicios web y sistemas empresariales. Sin embargo, debido a la sobrecarga asociada a cada solicitud, suele resultar menos eficiente que MQTT para aplicaciones que requieren comunicaciones frecuentes o dispositivos con recursos limitados. La incorporación de HTTPS añade mecanismos de cifrado y autenticación que incrementan la seguridad durante la transmisión de información. Esta característica resulta especialmente importante en aplicaciones industriales y energéticas donde la protección de datos operativos constituye un requisito crítico para garantizar la confiabilidad y seguridad de los sistemas.

En aplicaciones donde se requiere comunicación bidireccional en tiempo real, los protocolos basados en WebSockets representan una alternativa atractiva. A diferencia de HTTP convencional, que opera mediante solicitudes independientes, WebSockets establece una conexión persistente entre cliente y servidor, permitiendo intercambiar información de forma continua y con baja latencia. Esta capacidad resulta particularmente útil para paneles de supervisión, sistemas de monitoreo en tiempo real y aplicaciones que demandan actualización constante de información. La selección del protocolo adecuado depende de las características específicas de la aplicación. MQTT suele ser preferido en sistemas de monitoreo distribuido debido a su eficiencia y escalabilidad, mientras que HTTP/HTTPS facilita la integración con plataformas web y servicios empresariales. Por su parte, WebSockets ofrece ventajas cuando se requiere interacción continua y visualización dinámica de datos. En consecuencia, la elección debe realizarse considerando factores como frecuencia de transmisión, volumen de información, requerimientos de seguridad y capacidad de procesamiento disponible.

Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, estos protocolos permiten construir arquitecturas capaces de integrar sensores, plataformas embebidas, sistemas de supervisión y herramientas de análisis en una infraestructura unificada. Gracias a esta conectividad, es posible implementar soluciones orientadas a monitoreo energético, mantenimiento predictivo, automatización inteligente y gestión eficiente de activos industriales. La transmisión eficiente de datos constituye únicamente una parte del ecosistema IoT. Una vez que la información es recopilada y enviada por los dispositivos, resulta necesario almacenarla, procesarla y analizarla para generar conocimiento útil. En este contexto, las arquitecturas basadas en computación en la nube y edge computing han adquirido una importancia creciente al proporcionar la infraestructura necesaria

para gestionar grandes volúmenes de información y ejecutar procesos de análisis avanzado.

4.2.4.3 Computación en la nube y Edge Computing

El crecimiento de los sistemas IoT ha provocado un incremento significativo en la cantidad de datos generados por sensores, dispositivos embebidos y plataformas de monitoreo. La gestión eficiente de esta información requiere infraestructuras capaces de almacenar, procesar y analizar grandes volúmenes de datos provenientes de múltiples fuentes distribuidas geográficamente. En este contexto, la computación en la nube se ha consolidado como una de las tecnologías más importantes para soportar el funcionamiento de los ecosistemas IoT modernos. La computación en la nube permite acceder a recursos de almacenamiento, procesamiento y análisis mediante servicios remotos disponibles a través de Internet. Esta arquitectura ofrece ventajas relacionadas con escalabilidad, disponibilidad y reducción de costos de infraestructura, ya que las organizaciones pueden utilizar recursos computacionales bajo demanda sin necesidad de mantener servidores locales de gran capacidad. Como resultado, numerosas aplicaciones IoT emplean plataformas en la nube para almacenar información histórica, generar paneles de visualización y ejecutar algoritmos avanzados de análisis de datos.

En aplicaciones de ingeniería electromecánica, los servicios en la nube facilitan la supervisión remota de instalaciones energéticas, sistemas industriales y procesos automatizados. Los datos obtenidos por sensores pueden almacenarse en bases de datos centralizadas y posteriormente utilizarse para generar indicadores de desempeño, reportes operativos y modelos predictivos. Además, la integración con herramientas de inteligencia artificial permite identificar patrones de comportamiento y apoyar procesos de toma de decisiones basados en evidencia. A pesar de sus ventajas, la computación en la nube presenta ciertas limitaciones cuando las aplicaciones requieren tiempos de respuesta muy reducidos o generan grandes cantidades de información que deben procesarse de forma inmediata. En estos escenarios, la transmisión continua de datos hacia servidores remotos puede introducir latencias que afectan el desempeño del sistema y aumentan el consumo de ancho de banda.

Como respuesta a estas limitaciones surge el paradigma de edge computing, el cual propone trasladar parte del procesamiento hacia dispositivos cercanos a la fuente de generación de datos. Bajo este enfoque, plataformas como Raspberry Pi o NVIDIA Jetson Orin Nano pueden ejecutar tareas de análisis, filtrado y procesamiento local antes de transmitir únicamente la información relevante hacia la nube. Esta estrategia reduce la cantidad de datos enviados a través de la red y

permite responder con mayor rapidez ante eventos críticos. las ventajas del edge computing resultan especialmente evidentes en aplicaciones que involucran visión artificial, monitoreo en tiempo real y control automatizado. Por ejemplo, un sistema de detección de ocupación basado en cámaras puede procesar imágenes localmente para identificar personas presentes en un aula o área industrial, enviando únicamente resultados y estadísticas al servidor central. De esta forma se reduce significativamente la carga de comunicación y se mejora la velocidad de respuesta del sistema.

Lejos de considerarse tecnologías excluyentes, la computación en la nube y el edge computing suelen implementarse de manera complementaria dentro de arquitecturas híbridas. En estos modelos, los dispositivos de borde realizan tareas de adquisición y procesamiento inmediato, mientras que la nube se encarga del almacenamiento a largo plazo, análisis histórico y gestión centralizada de la información. Esta combinación permite aprovechar las fortalezas de ambos enfoques y construir sistemas IoT más eficientes, escalables y resilientes. Para la ingeniería electromecánica, las arquitecturas híbridas representan una alternativa particularmente atractiva debido a la diversidad de datos generados por sensores eléctricos, ambientales y de ocupación. La capacidad de procesar información localmente y, al mismo tiempo, disponer de recursos avanzados de almacenamiento y análisis en la nube contribuye a mejorar la confiabilidad, eficiencia y capacidad de adaptación de los sistemas inteligentes.

La conectividad, el almacenamiento y el procesamiento de datos constituyen elementos esenciales para el funcionamiento de los sistemas IoT. Sin embargo, la creciente interconexión de dispositivos también introduce desafíos relacionados con la protección de la información, la disponibilidad de los servicios y la confiabilidad de las comunicaciones. Por ello, resulta necesario analizar los principales aspectos de seguridad y confiabilidad que deben considerarse durante el diseño e implementación de soluciones IoT.

4.2.4.4 Consideraciones de seguridad y confiabilidad

La expansión de las tecnologías IoT ha permitido desarrollar sistemas de monitoreo y automatización cada vez más sofisticados; sin embargo, la creciente interconexión de dispositivos también introduce nuevos desafíos relacionados con la seguridad de la información y la confiabilidad operativa (Roman et al., 2013; Sicari et al., 2015). A diferencia de los sistemas tradicionales aislados, las arquitecturas IoT dependen de redes de comunicación, plataformas digitales y servicios remotos que pueden convertirse en objetivos potenciales de fallas técnicas o incidentes de ciberseguridad. Uno de los principales riesgos asociados al IoT se relaciona con el

acceso no autorizado a dispositivos y datos operativos. Sensores, plataformas embebidas y servidores conectados a Internet pueden ser vulnerables a ataques dirigidos a interceptar información, modificar parámetros de funcionamiento o comprometer la disponibilidad de los servicios. En aplicaciones industriales y energéticas, este tipo de incidentes puede generar consecuencias significativas debido a la criticidad de los procesos supervisados. La protección de la información transmitida entre dispositivos constituye un aspecto fundamental para reducir estos riesgos.

La utilización de protocolos seguros, mecanismos de autenticación y técnicas de cifrado permite minimizar la probabilidad de accesos indebidos y garantizar la integridad de los datos intercambiados (Conti et al., 2018). De igual forma, la implementación de políticas de gestión de credenciales y actualización periódica del software contribuye a mantener niveles adecuados de protección frente a vulnerabilidades emergentes. Además de la seguridad informática, la confiabilidad representa un requisito esencial en sistemas IoT aplicados a la ingeniería electromecánica. La información generada por sensores suele emplearse para apoyar decisiones relacionadas con operación, mantenimiento y gestión energética, por lo que la disponibilidad y calidad de los datos influyen directamente sobre la efectividad de los procesos. Fallas de comunicación, interrupciones energéticas o errores de medición pueden afectar la capacidad del sistema para proporcionar información precisa y oportuna.

La redundancia de componentes constituye una estrategia ampliamente utilizada para incrementar la confiabilidad de las soluciones IoT. La incorporación de mecanismos alternativos de comunicación, sistemas de respaldo energético y procedimientos de recuperación ante fallas permite mantener la continuidad operativa incluso cuando algunos elementos de la infraestructura presentan problemas de funcionamiento. Esta capacidad resulta particularmente importante en aplicaciones industriales donde la interrupción de los servicios puede generar pérdidas económicas o afectar la seguridad de las operaciones. Otro aspecto relevante es la calidad de los datos obtenidos por los sensores. La precisión de los algoritmos de análisis, los sistemas de inteligencia artificial y las estrategias de mantenimiento predictivo depende directamente de la confiabilidad de la información utilizada. Por esta razón, las actividades de calibración, validación y mantenimiento de sensores deben considerarse parte integral del diseño y operación de cualquier sistema IoT orientado al monitoreo inteligente.

A medida que la transformación digital avanza y aumenta la cantidad de dispositivos conectados, los desafíos relacionados con seguridad y confiabilidad continuarán adquiriendo mayor relevancia exigiendo enfoques más robustos para la

protección de datos y la gestión de riesgos (ENISA, 2024; Wang et al., 2024). La incorporación de inteligencia artificial, edge computing y sistemas ciberfísicos incrementará la complejidad de las infraestructuras tecnológicas, exigiendo enfoques más robustos para la protección de datos y la gestión de riesgos. En consecuencia, el éxito de las soluciones IoT no dependerá únicamente de sus capacidades técnicas, sino también de la capacidad para garantizar operaciones seguras, confiables y sostenibles a largo plazo. Las tecnologías de comunicación, computación distribuida y seguridad constituyen elementos fundamentales para el funcionamiento de los sistemas IoT modernos. La integración de protocolos eficientes, arquitecturas híbridas de procesamiento y mecanismos adecuados de protección permite construir infraestructuras capaces de transformar datos provenientes del entorno físico en información útil para la toma de decisiones. Sobre esta base tecnológica se desarrollan aplicaciones avanzadas orientadas a monitoreo inteligente, automatización y optimización de procesos, las cuales representan algunas de las contribuciones más relevantes del IoT a la ingeniería electromecánica contemporánea.

4.2.5. Integración de aplicaciones IoT en sistemas electromecánicos

Aunque las aplicaciones descritas anteriormente suelen analizarse de manera independiente, en los entornos industriales modernos es frecuente que operen de forma integrada dentro de una misma arquitectura IoT. En una instalación electromecánica, por ejemplo, los sensores destinados al monitoreo energético también proporcionan información útil para estrategias de mantenimiento predictivo, mientras que los sistemas de detección de ocupación pueden utilizarse simultáneamente para optimizar el funcionamiento de sistemas de iluminación, climatización y ventilación. Esta reutilización de la información constituye uno de los principales beneficios de las arquitecturas IoT, ya que permite generar múltiples servicios digitales a partir de una infraestructura común de adquisición de datos (Gubbi et al., 2013; Al-Fuqaha et al., 2015).

Desde esta perspectiva, el valor del Internet de las Cosas no radica únicamente en conectar dispositivos físicos a una red de comunicación, sino en la posibilidad de integrar información procedente de diferentes fuentes para obtener una visión global del comportamiento de los sistemas electromecánicos. La combinación de variables eléctricas, ambientales y de ocupación permite comprender con mayor precisión las condiciones de operación de equipos e instalaciones, facilitando la identificación de relaciones que difícilmente podrían detectarse mediante sistemas de monitoreo convencionales (Lee et al., 2015; Javaid et al., 2022).

En aplicaciones industriales resulta cada vez más común implementar arquitecturas distribuidas donde microcontroladores de bajo consumo realizan la adquisición de datos directamente en campo, mientras que plataformas con mayor capacidad de procesamiento ejecutan algoritmos de análisis, inteligencia artificial y mantenimiento predictivo. Este enfoque híbrido combina las ventajas del procesamiento local mediante edge computing con la capacidad de almacenamiento y análisis proporcionada por servicios en la nube, permitiendo desarrollar sistemas escalables y adaptables a diferentes niveles de complejidad (Shi et al., 2016; Sánchez et al., 2021).

Como consecuencia, conceptos como monitoreo energético, automatización industrial, mantenimiento predictivo y edificios inteligentes dejan de representar aplicaciones independientes para convertirse en componentes de una estrategia integral de transformación digital. Bajo este enfoque, la información generada por sensores distribuidos constituye el recurso fundamental que alimenta sistemas de apoyo a la decisión, algoritmos de inteligencia artificial y modelos de optimización orientados a incrementar la eficiencia energética, mejorar la confiabilidad operacional y reducir los costos de operación y mantenimiento. Esta convergencia tecnológica explica por qué el Internet Industrial de las Cosas se ha consolidado como una de las principales tecnologías habilitadoras de la Industria 4.0 y de las iniciativas emergentes asociadas con la Industria 5.0 (European Commission, 2021; Xu et al., 2023).

4.3. Aplicaciones prácticas y perspectivas futuras

4.3.1 Monitoreo energético inteligente mediante IoT

El monitoreo energético constituye una de las aplicaciones más consolidadas del Internet de las Cosas dentro de la ingeniería electromecánica. El incremento de los costos energéticos, la necesidad de optimizar recursos y los compromisos asociados a la sostenibilidad han impulsado la adopción de sistemas capaces de supervisar en tiempo real el comportamiento energético de equipos e instalaciones. En este contexto, las tecnologías IoT proporcionan los mecanismos necesarios para capturar, transmitir y analizar información relacionada con el consumo eléctrico, permitiendo una gestión más eficiente de los recursos disponibles. La implementación de sistemas de monitoreo energético inteligente requiere la integración de sensores eléctricos, plataformas embebidas, protocolos de comunicación y herramientas de análisis de datos. Sensores de corriente, voltaje y potencia permiten obtener información detallada sobre el comportamiento de motores eléctricos, sistemas de bombeo, equipos HVAC e instalaciones de iluminación. Posteriormente, plataformas como ESP32 o Raspberry Pi Pico W

adquieren estos datos y los transmiten hacia sistemas de supervisión local o servicios en la nube, donde pueden almacenarse y analizarse de forma continua.

Una de las principales ventajas de estos sistemas radica en la posibilidad de generar indicadores energéticos en tiempo real. La supervisión continua facilita la identificación de patrones de consumo, la detección de anomalías operativas y la evaluación del desempeño energético de los equipos. Como resultado, las organizaciones pueden implementar acciones correctivas fundamentadas en evidencia objetiva, reduciendo desperdicios energéticos y mejorando la eficiencia operativa. Además del monitoreo convencional, la integración de herramientas analíticas permite desarrollar estrategias orientadas a la gestión energética inteligente. El análisis histórico de datos facilita la identificación de tendencias de consumo, la construcción de líneas base energéticas y la evaluación de medidas de mejora implementadas. Estas capacidades resultan particularmente relevantes en instalaciones industriales donde pequeñas variaciones en el desempeño de los equipos pueden traducirse en impactos económicos significativos.

Desde una perspectiva de sostenibilidad, los sistemas IoT contribuyen a reducir el consumo energético y optimizar la utilización de recursos, apoyando iniciativas relacionadas con eficiencia energética, reducción de emisiones y gestión responsable de la energía. Por esta razón, el monitoreo energético inteligente se ha convertido en una de las aplicaciones más representativas de la transformación digital en ingeniería electromecánica. Aunque el monitoreo energético proporciona información valiosa sobre el comportamiento de los sistemas electromecánicos, la creciente disponibilidad de datos ha impulsado la incorporación de herramientas de inteligencia artificial capaces de identificar patrones complejos, anticipar fallas y optimizar procesos de forma automática. Esta convergencia tecnológica representa una de las tendencias más relevantes dentro de la evolución actual del IoT.

El monitoreo continuo de variables eléctricas mediante plataformas IoT no solo facilita la supervisión operativa de los sistemas electromecánicos, sino que también permite evaluar indicadores de desempeño energético que tradicionalmente requerían campañas periódicas de medición. La disponibilidad permanente de información sobre variables como tensión, corriente, potencia activa, factor de potencia y consumo de energía hace posible identificar pérdidas de eficiencia, detectar cargas con comportamientos anómalos y establecer estrategias de optimización basadas en evidencia.

Diversos estudios recientes coinciden en que la incorporación de sistemas IoT para el monitoreo energético favorece una gestión más eficiente de la energía al proporcionar información en tiempo real que permite optimizar la operación de

equipos, programar acciones de mantenimiento preventivo y evaluar el impacto de medidas de eficiencia energética. Asimismo, la disponibilidad de series históricas facilita la construcción de modelos predictivos capaces de anticipar incrementos anormales en el consumo o degradaciones en el desempeño de los equipos, contribuyendo a reducir costos de operación y mejorar la confiabilidad de las instalaciones (Javaid et al., 2022; Daud et al., 2025; Xu et al., 2023).

Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, el análisis del rendimiento energético deja de basarse únicamente en mediciones puntuales para evolucionar hacia un proceso continuo de evaluación sustentado en datos históricos, lo que incrementa la capacidad para identificar oportunidades de ahorro energético y fundamentar decisiones relacionadas con la operación y modernización de instalaciones industriales.

4.3.2 Integración de IoT e inteligencia artificial para sistemas electromecánicos

La evolución de los sistemas IoT ha generado una disponibilidad sin precedentes de información procedente de sensores, plataformas embebidas y dispositivos conectados. Sin embargo, el valor real de estos datos depende de la capacidad para transformarlos en conocimiento útil que apoye la toma de decisiones. En este contexto, la inteligencia artificial (IA) ha emergido como una tecnología complementaria capaz de analizar grandes volúmenes de información, identificar patrones complejos y generar predicciones que resultan difíciles de obtener mediante métodos convencionales. La integración entre IoT e inteligencia artificial ha dado origen a sistemas capaces de aprender del comportamiento de los procesos y adaptar sus respuestas en función de las condiciones observadas. Este enfoque permite pasar de modelos reactivos, donde las decisiones se toman después de que ocurre un evento, a esquemas predictivos capaces de anticipar situaciones futuras y optimizar la operación de los sistemas. Como resultado, las organizaciones pueden mejorar la eficiencia de sus procesos, incrementar la confiabilidad de los equipos y reducir costos asociados a fallas o consumos innecesarios.

Uno de los campos donde esta convergencia tecnológica ha mostrado mayor impacto es el mantenimiento predictivo. Los sensores IoT generan información continua sobre variables como corriente, voltaje, temperatura, vibraciones y condiciones ambientales. Mediante algoritmos de aprendizaje automático, estos datos pueden analizarse para identificar comportamientos anómalos que indiquen el deterioro progresivo de componentes electromecánicos. De esta manera, las intervenciones de mantenimiento pueden programarse antes de que ocurra una

falla, reduciendo tiempos de inactividad y mejorando la disponibilidad de los activos. La supervisión energética representa otra área donde la inteligencia artificial aporta beneficios significativos. Los modelos predictivos pueden analizar históricos de consumo eléctrico para estimar demandas futuras, identificar patrones ineficientes de operación y recomendar acciones orientadas a optimizar el uso de la energía. Estas capacidades permiten avanzar desde el simple monitoreo hacia sistemas de gestión energética inteligente capaces de apoyar estrategias de sostenibilidad y reducción de costos operativos.

La visión artificial constituye una de las aplicaciones más avanzadas de la integración entre IoT e inteligencia artificial. Mediante cámaras inteligentes y plataformas de procesamiento como NVIDIA Jetson Orin Nano, es posible implementar sistemas capaces de detectar objetos, identificar personas, analizar movimientos y reconocer patrones visuales en tiempo real. Estas capacidades han impulsado el desarrollo de aplicaciones relacionadas con inspección automatizada, monitoreo de ocupación, control de acceso y supervisión de procesos industriales. En el ámbito de la ingeniería electromecánica, la visión artificial también permite evaluar condiciones operativas que resultan difíciles de monitorear mediante sensores convencionales. La detección de anomalías visuales, el análisis de condiciones de operación y el reconocimiento de eventos específicos amplían significativamente las capacidades de supervisión disponibles para los sistemas inteligentes modernos.

Otra tendencia relevante corresponde al uso de Edge AI, donde los algoritmos de inteligencia artificial se ejecutan directamente en dispositivos cercanos a la fuente de datos. Esta aproximación reduce la dependencia de servicios externos, disminuye la latencia y permite responder con mayor rapidez ante eventos críticos. Como resultado, aplicaciones relacionadas con monitoreo en tiempo real, automatización industrial y control inteligente pueden beneficiarse de capacidades avanzadas de análisis sin requerir comunicaciones permanentes con la nube. No obstante, la integración de IoT e inteligencia artificial también plantea desafíos relacionados con la calidad de los datos, los requerimientos computacionales y la interpretabilidad de los modelos utilizados. La precisión de los algoritmos depende directamente de la confiabilidad de la información proporcionada por los sensores, mientras que la complejidad de algunos modelos puede dificultar la comprensión de los criterios utilizados para generar determinadas decisiones. Por ello, la implementación de soluciones basadas en IA debe acompañarse de estrategias adecuadas de validación y supervisión.

En conjunto, la convergencia entre IoT e inteligencia artificial representa uno de los avances más significativos dentro de la transformación digital de la ingeniería

electromecánica. La capacidad para combinar sensorización, conectividad, análisis de datos y aprendizaje automático está impulsando el desarrollo de sistemas cada vez más autónomos, eficientes y adaptativos, capaces de responder a los desafíos operativos de los entornos industriales contemporáneos. Aunque las aplicaciones actuales del IoT y la inteligencia artificial ya están transformando numerosos sectores industriales, la evolución tecnológica continúa avanzando hacia modelos cada vez más conectados, autónomos y sostenibles. En este contexto, resulta pertinente analizar las principales tendencias emergentes y los desafíos que definirán el futuro de estas tecnologías dentro de la ingeniería electromecánica.

4.3.3 Tendencias futuras y desafíos tecnológicos

La evolución del Internet de las Cosas continúa transformando la manera en que los sistemas electromecánicos son diseñados, supervisados y gestionados. La creciente disponibilidad de sensores inteligentes, plataformas de procesamiento más potentes y tecnologías avanzadas de comunicación está impulsando una transición hacia infraestructuras cada vez más conectadas, capaces de generar información en tiempo real y adaptarse dinámicamente a las condiciones operativas. En este escenario, el IoT ha dejado de considerarse una tecnología emergente para convertirse en un componente estratégico dentro de los procesos de transformación digital. Una de las tendencias más relevantes corresponde a la integración cada vez más estrecha entre IoT, inteligencia artificial y sistemas ciberfísicos. La capacidad de combinar datos procedentes de múltiples fuentes con algoritmos de aprendizaje automático permitirá desarrollar sistemas capaces de anticipar comportamientos, optimizar recursos y ejecutar acciones de control con un nivel creciente de autonomía. Esta convergencia tecnológica impulsará el desarrollo de infraestructuras industriales más inteligentes y resilientes, donde la toma de decisiones se apoyará en modelos predictivos y análisis avanzados de información.

Otra tendencia significativa está relacionada con la expansión del edge computing y la inteligencia artificial en el borde de la red. A medida que aumenta la cantidad de datos generados por sensores y dispositivos conectados, el procesamiento local se vuelve una alternativa cada vez más atractiva para reducir latencias, optimizar el uso del ancho de banda y mejorar la capacidad de respuesta de los sistemas. Plataformas de alto desempeño como NVIDIA Jetson Orin Nano representan un ejemplo de esta evolución, facilitando la ejecución de algoritmos complejos directamente en el entorno donde se generan los datos. Los gemelos digitales constituyen otra línea de desarrollo con un potencial significativo para la ingeniería electromecánica. Estos modelos virtuales permiten representar digitalmente equipos, procesos o instalaciones completas utilizando información obtenida en tiempo real mediante sensores IoT. La interacción continua entre el

sistema físico y su representación digital facilita la simulación de escenarios operativos, la evaluación de estrategias de mantenimiento y la optimización de recursos antes de implementar cambios en los sistemas reales.

En el ámbito energético, la combinación de IoT, inteligencia artificial y análisis predictivo contribuirá al desarrollo de redes eléctricas más inteligentes y sistemas de gestión energética más eficientes. La capacidad para supervisar variables operativas en tiempo real permitirá optimizar el consumo energético, integrar fuentes renovables de manera más efectiva y mejorar la estabilidad de las infraestructuras energéticas. Estas capacidades adquieren especial relevancia ante los desafíos asociados a la transición energética y la necesidad de reducir emisiones de gases de efecto invernadero. No obstante, el avance de estas tecnologías también plantea desafíos importantes. La creciente interconexión de dispositivos incrementa la complejidad de los sistemas y amplía la superficie de exposición frente a riesgos de ciberseguridad. Asimismo, el volumen creciente de información exige mecanismos más robustos para garantizar la calidad, integridad y protección de los datos utilizados en los procesos de análisis y toma de decisiones.

Otro reto significativo se relaciona con la interoperabilidad tecnológica. La coexistencia de dispositivos, plataformas y protocolos desarrollados por distintos fabricantes puede dificultar la integración de sistemas complejos. La adopción de estándares abiertos y arquitecturas interoperables será un factor clave para garantizar la escalabilidad y sostenibilidad de las soluciones IoT en el largo plazo. Desde una perspectiva educativa y profesional, la transformación digital también exige nuevas competencias para los ingenieros electromecánicos. El diseño y operación de sistemas inteligentes requiere conocimientos que trascienden los enfoques tradicionales e incorporan áreas como programación, análisis de datos, inteligencia artificial, ciberseguridad y computación distribuida. En consecuencia, la formación de los futuros profesionales deberá adaptarse para responder a los desafíos de un entorno tecnológico cada vez más dinámico e interdisciplinario.

En síntesis, el futuro del IoT en ingeniería electromecánica estará marcado por una creciente integración entre tecnologías digitales, sistemas físicos e inteligencia artificial. Aunque persisten desafíos relacionados con seguridad, interoperabilidad y gestión de datos, las oportunidades asociadas a la automatización inteligente, la eficiencia energética y la optimización de procesos permiten anticipar un papel cada vez más relevante de estas tecnologías en la evolución de la industria y los sistemas energéticos del futuro. Las aplicaciones analizadas demuestran que el Internet de las Cosas ha evolucionado desde una tecnología orientada principalmente a la conectividad hacia una plataforma integral capaz de soportar monitoreo inteligente, automatización avanzada y análisis

predictivo. La convergencia entre sensores, plataformas embebidas, comunicaciones digitales e inteligencia artificial está redefiniendo las posibilidades de la ingeniería electromecánica y creando nuevas oportunidades para mejorar la eficiencia, sostenibilidad y confiabilidad de los sistemas tecnológicos contemporáneos.

4.4. Conclusiones

El Internet de las Cosas se ha consolidado como una de las tecnologías más influyentes dentro de los procesos de transformación digital que actualmente experimentan los sectores: industrial, energético y de servicios. Su capacidad para integrar sensores, plataformas de procesamiento, sistemas de comunicación y herramientas avanzadas de análisis ha permitido desarrollar soluciones capaces de supervisar, interpretar y optimizar el comportamiento de sistemas electromecánicos en tiempo real. Esta evolución ha transformado el papel tradicional de los sistemas de monitoreo, convirtiéndolos en elementos estratégicos para la gestión eficiente de recursos y la toma de decisiones basada en datos. El análisis realizado en este capítulo evidencia que la efectividad de una solución IoT depende de la adecuada integración de múltiples componentes tecnológicos. Los sensores constituyen la base para la adquisición de información, mientras que plataformas como ESP32, Raspberry Pi Pico W, Raspberry Pi y NVIDIA Jetson Orin Nano proporcionan capacidades diferenciadas de procesamiento y comunicación. Asimismo, los protocolos de transmisión de datos, las arquitecturas basadas en la nube y las soluciones de edge computing permiten construir infraestructuras escalables capaces de responder a los requerimientos de aplicaciones industriales cada vez más complejas.

Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, el IoT ofrece oportunidades significativas para mejorar la eficiencia energética, incrementar la confiabilidad de los activos y optimizar la operación de los procesos. La supervisión continua de variables eléctricas, ambientales y operativas facilita la detección temprana de anomalías, el desarrollo de estrategias de mantenimiento predictivo y la implementación de mecanismos de control más adaptativos. Como resultado, las organizaciones pueden reducir costos operativos, minimizar interrupciones no planificadas y mejorar el aprovechamiento de los recursos disponibles. La convergencia entre IoT, inteligencia artificial y sistemas ciberfísicos representa uno de los avances más relevantes identificados durante esta revisión. La capacidad de procesar grandes volúmenes de información y generar modelos predictivos está impulsando una transición desde enfoques reactivos hacia esquemas más

autónomos y orientados a la optimización continua. En este contexto, tecnologías como la visión artificial, el aprendizaje automático y el Edge AI amplían significativamente las posibilidades de aplicación dentro de áreas como monitoreo energético, inspección industrial y automatización inteligente.

No obstante, la adopción masiva de estas tecnologías también implica desafíos importantes relacionados con seguridad, interoperabilidad, gestión de datos y disponibilidad de infraestructura tecnológica. La creciente complejidad de los ecosistemas digitales exige desarrollar soluciones capaces de garantizar la protección de la información, la confiabilidad operativa y la integración eficiente entre dispositivos heterogéneos. Estos aspectos constituyen factores determinantes para asegurar la sostenibilidad y escalabilidad de los sistemas IoT en el largo plazo. Finalmente, puede concluirse que el Internet de las Cosas no debe considerarse únicamente una herramienta tecnológica orientada a la conectividad de dispositivos, sino una plataforma habilitadora de nuevos modelos de gestión, supervisión y optimización en ingeniería electromecánica. La integración progresiva de sensores inteligentes, plataformas embebidas, comunicaciones digitales e inteligencia artificial continuará impulsando el desarrollo de sistemas más eficientes, resilientes y sostenibles, consolidando al IoT como uno de los pilares fundamentales de la transformación digital en las próximas décadas.

Referencias

- Aazam, M., Zeadally, S., & Harras, K. A. (2021). Deploying fog computing in industrial Internet of Things and Industry 4.0. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(4), 2977–2985. <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2855198>
- Al-Fuqaha, A., Guizani, M., Mohammadi, M., Aledhari, M., & Ayyash, M. (2015). Internet of Things: A survey on enabling technologies, protocols, and applications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 17(4), 2347–2376. <https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2444095>
- American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers. (2021). 2021 ASHRAE handbook—Fundamentals. <https://www.ashrae.org/technical-resources/ashrae-handbook/description-2021-ashrae-handbook-fundamentals>

- Boyes, H., Hallaq, B., Cunningham, J., & Watson, T. (2018). The industrial internet of things (IIoT): An analysis framework. *Computers in Industry*, 101, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.04.015>
- Carvalho, T. P., Soares, F. A. A. M. N., Vita, R., Francisco, R. P., Basto, J. P., & Alcalá, S. G. S. (2019). A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 137, 106024. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106024>
- Conti, M., Dehghantanha, A., Franke, K., & Watson, S. (2018). Internet of Things security and forensics: Challenges and opportunities. *Future Generation Computer Systems*, 78, 544–546. <https://doi.org/10.1016/j.future.2017.07.060>
- Daud, S., Abdul, R., Mohd, M.H.A.B (2025). Iot-Based Smart Agriculture Monitoring System. *Northern Journal of Innovation and Engineering Applications*, 1, 50–58.
- European Committee for Standardization. (2017) Energy performance of buildings - Energy requirements for lighting - Part 1: Specifications, Module M9.(EN 15193-1, 2017) <https://www.evs.ee/en/evs-en-15193-1-2017>
- European Commission. (2021). *Industry 5.0: Towards a sustainable, human-centric and resilient European industry*. Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2777/308407>
- European Committee for Standardization. (2021). Light and lighting—Lighting of work places—Part 1: Indoor work places (EN 12464-1:2021). <https://standards.iteh.ai/catalog/standards/cen/53fc4ff7-e7df-4ebd-a730-0d5f0ea888e0/en-12464-1-2021>
- European Union Agency for Cybersecurity (2024). Engineering personal data protección in EU data spaces. Publications Office of the European Union.. <https://doi.org/10.2824/210862>
- Fraden, J. (2016). *Handbook of modern sensors: Physics, designs, and applications* (5th ed.). Springer.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press. <http://www.deeplearningbook.org>
- Gubbi, J., Buyya, R., Marusic, S., & Palaniswami, M. (2013). Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions. *Future Generation*

- Computer Systems*, 29(7), 1645–1660.
<https://doi.org/10.1016/j.future.2013.01.010>
- IEEE Standards Association (2020). IEEE Standard for Interconnection and Interoperability of Distributed Energy Resources with Associated Electric Power Systems Interfaces. (IEEE 1547-2018).
<https://standards.ieee.org/ieee/1547/5915/>
- International Energy Agency. (2024). *Energy efficiency 2024*. IEA.
<https://www.iea.org/reports/energy-efficiency-2024>
- International Organization for Standardization. (2018). *Energy management systems—Requirements with guidance for use (ISO 50001:2018)*. ISO.
<https://www.iso.org/obp/ui#iso:std:iso:50001:ed-2:v1:es>
- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., Khan, S., & Suman, R. (2022). Understanding the adoption of Industry 4.0 technologies in improving environmental sustainability. *Sustainable Operations and Computers*, 3, 203–217.
<https://doi.org/10.1016/j.susoc.2022.01.008>
- Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2024). *Ultralytics YOLO documentation*. Ultralytics. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- Kagermann, H., Wahlster, W., & Helbig, J. (2013). *Recommendations for implementing the strategic initiative Industrie 4.0*. Final report of the Industrie 4.0 Working Group. Acatech— National Academy of Science and Engineering, 678. [recommendations-for-implementing-industry-4-0-data.pdf](#)
- Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2015). A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18–23.
<https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001>
- Melfi, R., Rosenblum, B., Nordman, B., & Christensen, K. (2011). Measuring building occupancy using existing network infrastructure. *2011 International Green Computing Conference and Workshops*, 1–8.
<https://doi.org/10.1109/IGCC.2011.6008560>
- Mobley, R. K. (2002). *An introduction to predictive maintenance* (2nd ed.). Butterworth-Heinemann. <https://doi.org/10.1016/B978-075067531-4/50006-3>
- Mohan, N., Undeland, T. M., & Robbins, W. P. (2018). *Power electronics: Converters, applications, and design* (3rd ed.). Wiley.

- Monostori, L. (2014). Cyber-physical production systems: Roots, expectations and R&D challenges. *Procedia CIRP*, 17, 9–13. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.03.115>
- Nahavandi, S. (2019). Industry 5.0—A human-centric solution. *Sustainability*, 11(16), 4371. <https://doi.org/10.3390/su11164371>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. En *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 779–788). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- Roman, R., Zhou, J., & Lopez, J. (2013). On the features and challenges of security and privacy in distributed Internet of Things. *Computer Networks*, 57(10), 2266–2279. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2012.12.018>
- Sánchez, J. M. G., Jörgensen, N., Törngren, M., Inam, R., Berezovskyi, A., Feng, L., Fersman, E., Ramli, M. R., & Tan, K. (2021). Edge computing for cyber-physical systems: A systematic mapping study emphasizing trustworthiness. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2112.00619>
- Sarker, I.H., Khan, A.I., Abushark, Y.B. & Alsolami, F. (2023). Internet of Things (IoT) Security Intelligence: A Comprehensive Overview, Machine Learning Solutions and Research Directions. *Mobile Netw Appl* 28, 296–312. <https://doi.org/10.1007/s11036-022-01937-3>
- Schwab, K. (2016). The fourth industrial revolution. World Economic Forum <https://www.weforum.org/stories/technological-innovation/the-fourth-industrial-revolution-what-it-means-and-how-to-respond/>
- Shi, L., Hailang, D., Reguera, G., Beyenal, H., Lu, A., Liu, J., Yu, H. & Fredrickson, J. (2016) Extracellular Electron Transfer Mechanisms between Microorganisms and Minerals. *Nature Reviews Microbiology*, 14 (10), 651–662. <https://doi.org/10.1038/nrmicro.2016.93>
- Sicari, S., Rizzardi, A., Grieco, L. A., & Coen-Porisini, A. (2015). Security, privacy and trust in Internet of Things: The road ahead. *Computer Networks*, 76, 146–164. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2014.11.008>

- Tao, F., Xiao, B., Qi, Q., Cheng, J., & Jib, P. (2022). Digital twin modeling. *Journal of Manufacturing Systems*, 64, 372–389. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2022.06.015>
- United Nations. (2023). *The sustainable development goals report 2023*. United Nations. <https://unstats.un.org/sdgs/report/2023/>
- Wang, H., Luo, L., Ren, L., Huo, M., Jiang, Y. & Kaynak, O. (2024). Data-Driven Design of Distributed Monitoring and Optimization System for Manufacturing Systems. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 20 (7) 9455-9464. <https://doi.org/10.1109/TII.2024.3383491>
- Xu, J., Liu, X., & Jiang, X (2023). The Practical Approach of News Production and Human-Machine Coupling with Generative Artificial Intelligence. *Journal of Nanchang University (Humanities and Social Sciences)*, 54 (05), 114-122.
- Xu, L. D., Xu, E. L., & Li, L. (2018). Industry 4.0: State of the art and future trends. *International Journal of Production Research*, 56(8), 2941–2962. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1444806>
- Xu, X., Lu, Y., Vogel-Heuser, B., & Wang, L. (2021). Industry 4.0 and Industry 5.0—Inception, conception and perception. *Journal of Manufacturing Systems*, 61, 530–535. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.10.006>
- Aazam, M., Zeadally, S., & Harras, K. A. (2021). Deploying fog computing in industrial Internet of Things and Industry 4.0. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(4), 2977–2985. <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2855198>
- Al-Fuqaha, A., Guizani, M., Mohammadi, M., Aledhari, M., & Ayyash, M. (2015). Internet of Things: A survey on enabling technologies, protocols, and applications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 17(4), 2347–2376. <https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2444095>
- American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers. (2021). 2021 ASHRAE handbook—Fundamentals. <https://www.ashrae.org/technical-resources/ashrae-handbook/description-2021-ashrae-handbook-fundamentals>
- Boyes, H., Hallaq, B., Cunningham, J., & Watson, T. (2018). The industrial internet of things (IIoT): An analysis framework. *Computers in Industry*, 101, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.04.015>

- Carvalho, T. P., Soares, F. A. A. M. N., Vita, R., Francisco, R. P., Basto, J. P., & Alcalá, S. G. S. (2019). A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 137, 106024. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106024>
- Conti, M., Dehghantanha, A., Franke, K., & Watson, S. (2018). Internet of Things security and forensics: Challenges and opportunities. *Future Generation Computer Systems*, 78, 544-546. <https://doi.org/10.1016/j.future.2017.07.060>
- Daud, S., Abdul, R., Mohd, M.H.A.B (2025). IoT-Based Smart Agriculture Monitoring System. *Northern Journal of Innovation and Engineering Applications*, 1, 50-58.
- European Committee for Standardization. (2017) Energy performance of buildings - Energy requirements for lighting - Part 1: Specifications, Module M9.(EN 15193-1, 2017) <https://www.evs.ee/en/evs-en-15193-1-2017>
- European Commission. (2021). *Industry 5.0: Towards a sustainable, human-centric and resilient European industry*. Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2777/308407>
- European Committee for Standardization. (2021). Light and lighting—Lighting of work places—Part 1: Indoor work places (EN 12464-1:2021). <https://standards.iteh.ai/catalog/standards/cen/53fc4ff7-e7df-4ebd-a730-0d5f0ea888e0/en-12464-1-2021>
- European Union Agency for Cybersecurity (2024). Engineering personal data protección in EU data spaces. Publications Office of the European Union.. <https://doi.org/10.2824/210862>
- Fraden, J. (2016). *Handbook of modern sensors: Physics, designs, and applications* (5th ed.). Springer.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press. <http://www.deeplearningbook.org>
- Gubbi, J., Buyya, R., Marusic, S., & Palaniswami, M. (2013). Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions. *Future Generation Computer Systems*, 29(7), 1645–1660. <https://doi.org/10.1016/j.future.2013.01.010>
- IEEE Standards Association (2020). IEEE Standard for Interconnection and Interoperability of Distributed Energy Resources with Associated Electric

- Power Systems Interfaces. (IEEE 1547-2018).
<https://standards.ieee.org/ieee/1547/5915/>
- International Energy Agency. (2024). *Energy efficiency 2024*. IEA.
<https://www.iea.org/reports/energy-efficiency-2024>
- International Organization for Standardization. (2018). *Energy management systems—Requirements with guidance for use (ISO 50001:2018)*. ISO.
<https://www.iso.org/obp/ui#iso:std:iso:50001:ed-2:v1:es>
- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., Khan, S., & Suman, R. (2022). Understanding the adoption of Industry 4.0 technologies in improving environmental sustainability. *Sustainable Operations and Computers*, 3, 203–217.
<https://doi.org/10.1016/j.susoc.2022.01.008>
- Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2024). *Ultralytics YOLO documentation*. Ultralytics. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- Kagermann, H., Wahlster, W., & Helbig, J. (2013). *Recommendations for implementing the strategic initiative Industrie 4.0*. Final report of the Industrie 4.0 Working Group. Acatech— National Academy of Science and Engineering, 678. [recommendations-for-implementing-industry-4-0-data.pdf](https://www.acatech.de/fileadmin/user_upload/Industrie_4.0/Recommendations_for_implementing_industrie_4.0_data.pdf)
- Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2015). A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18–23.
<https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001>
- Melfi, R., Rosenblum, B., Nordman, B., & Christensen, K. (2011). Measuring building occupancy using existing network infrastructure. *2011 International Green Computing Conference and Workshops*, 1–8.
<https://doi.org/10.1109/IGCC.2011.6008560>
- Mobley, R. K. (2002). *An introduction to predictive maintenance* (2nd ed.). Butterworth-Heinemann. <https://doi.org/10.1016/B978-075067531-4/50006-3>
- Mohan, N., Undeland, T. M., & Robbins, W. P. (2018). *Power electronics: Converters, applications, and design* (3rd ed.). Wiley.
- Monostori, L. (2014). Cyber-physical production systems: Roots, expectations and R&D challenges. *Procedia CIRP*, 17, 9–13.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.03.115>

- Nahavandi, S. (2019). Industry 5.0—A human-centric solution. *Sustainability*, 11(16), 4371. <https://doi.org/10.3390/su11164371>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. En *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 779–788). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- Roman, R., Zhou, J., & Lopez, J. (2013). On the features and challenges of security and privacy in distributed Internet of Things. *Computer Networks*, 57(10), 2266–2279. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2012.12.018>
- Sánchez, J. M. G., Jörgensen, N., Törngren, M., Inam, R., Berezovskyi, A., Feng, L., Fersman, E., Ramli, M. R., & Tan, K. (2021). Edge computing for cyber-physical systems: A systematic mapping study emphasizing trustworthiness. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2112.00619>
- Sarker, I.H., Khan, A.I., Abushark, Y.B. & Alsolami, F. (2023). Internet of Things (IoT) Security Intelligence: A Comprehensive Overview, Machine Learning Solutions and Research Directions. *Mobile Netw Appl* 28, 296–312. <https://doi.org/10.1007/s11036-022-01937-3>
- Schwab, K. (2016). The fourth industrial revolution. World Economic Forum <https://www.weforum.org/stories/technological-innovation/the-fourth-industrial-revolution-what-it-means-and-how-to-respond/>
- Shi, L., Hailang, D., Reguera, G., Beyenal, H., Lu, A., Liu, J., Yu, H. & Fredrickson, J. (2016) Extracellular Electron Transfer Mechanisms between Microorganisms and Minerals. *Nature Reviews Microbiology*, 14 (10), 651-662. <https://doi.org/10.1038/nrmicro.2016.93>
- Sicari, S., Rizzardi, A., Grieco, L. A., & Coen-Porisini, A. (2015). Security, privacy and trust in Internet of Things: The road ahead. *Computer Networks*, 76, 146–164. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2014.11.008>
- Tao, F., Xiao, B., Qi, Q., Cheng, J., & Jib, P. (2022). Digital twin modeling. *Journal of Manufacturing Systems*, 64, 372–389. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2022.06.015>
- United Nations. (2023). *The sustainable development goals report 2023*. United Nations. <https://unstats.un.org/sdgs/report/2023/>

- Wang, H., Luo, L., Ren, L., Huo, M., Jiang, Y. & Kaynak, O. (2024). Data-Driven Design of Distributed Monitoring and Optimization System for Manufacturing Systems. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 20 (7) 9455-9464. <https://doi.org/10.1109/TII.2024.3383491>
- Xu, J., Liu, X., & Jiang, X (2023). The Practical Approach of News Production and Human-Machine Coupling with Generative Artificial Intelligence. *Journal of Nanchang University (Humanities and Social Sciences)*, 54 (05), 114-122.
- Xu, L. D., Xu, E. L., & Li, L. (2018). Industry 4.0: State of the art and future trends. *International Journal of Production Research*, 56(8), 2941–2962. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1444806>
- Xu, X., Lu, Y., Vogel-Heuser, B., & Wang, L. (2021). Industry 4.0 and Industry 5.0—Inception, conception and perception. *Journal of Manufacturing Systems*, 61, 530–535. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.10.006>

CAPÍTULO 5

Inteligencia Artificial y Sistemas Inteligentes Aplicados a la Ingeniería Electromecánica para la Transformación Digital

Artificial Intelligence and Intelligent Systems Applied to Electromechanical Engineering for Digital Transformation

RESUMEN

La creciente digitalización de los sistemas industriales ha favorecido la incorporación de herramientas capaces de transformar grandes volúmenes de información en conocimiento útil para la supervisión, optimización y automatización de procesos electromecánicos. En este contexto, la inteligencia artificial se ha consolidado como una de las principales tecnologías habilitadoras de la transformación digital al proporcionar mecanismos para analizar datos, identificar patrones de comportamiento y apoyar la toma de decisiones en entornos complejos. El objetivo de este capítulo es analizar los fundamentos de la inteligencia artificial y examinar su aplicación en sistemas electromecánicos mediante técnicas de aprendizaje automático, visión artificial y análisis inteligente de datos. Se estudian los principios asociados con la generación y gestión de información, los principales algoritmos utilizados en aplicaciones industriales y las plataformas empleadas para implementar soluciones basadas en inteligencia artificial. Asimismo, se revisan aplicaciones relacionadas con mantenimiento predictivo, optimización energética, monitoreo inteligente e inspección visual automatizada. Finalmente, se discuten tendencias emergentes asociadas con Edge AI, inteligencia artificial generativa, gemelos digitales inteligentes e Industria 5.0. El análisis realizado evidencia que la convergencia entre inteligencia artificial, sistemas de adquisición de datos y plataformas embebidas está redefiniendo la forma en que se diseñan, supervisan y optimizan los sistemas electromecánicos modernos, contribuyendo al incremento de la eficiencia operativa, la confiabilidad y la sostenibilidad de los procesos industriales.

Palabras clave: Inteligencia artificial; Ingeniería electromecánica; Aprendizaje automático; Visión artificial; Mantenimiento predictivo; Industria 5.0.

ABSTRACT

The increasing digitalization of industrial systems has promoted the incorporation of technologies capable of transforming large volumes of information into valuable knowledge for the supervision, optimization, and automation of electromechanical processes. In this context, artificial intelligence has emerged as one of the main enabling technologies of digital transformation by providing mechanisms for data analysis, pattern recognition, and decision support in complex environments. The objective of this chapter is to examine the foundations of artificial intelligence and analyze its application to electromechanical systems through machine learning, computer vision, and intelligent data analytics techniques. The chapter discusses the principles associated with data generation and management, the most relevant algorithms used in industrial environments, and the platforms

employed to implement artificial intelligence solutions. Applications related to predictive maintenance, energy optimization, intelligent monitoring, and automated visual inspection are also reviewed. Finally, emerging trends involving Edge AI, generative artificial intelligence, intelligent digital twins, and Industry 5.0 are discussed. The analysis highlights that the convergence of artificial intelligence, data acquisition systems, and embedded platforms is reshaping the design, monitoring, and optimization of modern electromechanical systems, contributing to improved efficiency, reliability, and sustainability.

Keywords: Artificial intelligence; Electromechanical engineering; Machine learning; Computer vision; Predictive maintenance; Industry 5.0.

5.1. Introducción

La transformación digital ha modificado profundamente la manera en que los sistemas electromecánicos son diseñados, operados y mantenidos. Durante gran parte del siglo XX, la supervisión y el control de equipos industriales dependieron principalmente de instrumentación convencional, estrategias de mantenimiento basadas en calendarios preestablecidos y procedimientos de operación fundamentados en la experiencia de los operadores. Aunque estos enfoques permitieron importantes avances en productividad y confiabilidad, el incremento en la complejidad de los procesos industriales y la creciente necesidad de mejorar la eficiencia energética evidenciaron las limitaciones asociadas con los esquemas tradicionales de gestión y toma de decisiones (Schwab, 2016; Lasi et al., 2014). La incorporación de sensores digitales, sistemas embebidos y plataformas de comunicación ha favorecido la generación continua de información relacionada con variables eléctricas, mecánicas y ambientales. Motores eléctricos, sistemas de bombeo, instalaciones de climatización, líneas de manufactura y redes energéticas producen grandes volúmenes de datos cuyo aprovechamiento representa una oportunidad para incrementar la confiabilidad y optimizar la utilización de los recursos disponibles. Sin embargo, la simple disponibilidad de información no garantiza mejoras operativas. La creciente complejidad de los procesos industriales ha hecho evidente la necesidad de incorporar herramientas capaces de transformar los datos en conocimiento útil para apoyar la toma de decisiones y anticipar condiciones de operación futuras (Russell y Norvig, 2021; Kusiak, 2018).

A pesar de los importantes avances alcanzados mediante la automatización industrial y los sistemas convencionales de supervisión, muchas decisiones operativas continúan dependiendo de reglas predefinidas o del análisis realizado

por personal especializado. Este enfoque resulta cada vez menos eficiente frente al crecimiento del volumen de información generado por sensores, sistemas IoT y plataformas industriales, donde la identificación manual de patrones, anomalías o tendencias puede ser insuficiente para responder oportunamente a las necesidades de operación. En este contexto, la inteligencia artificial surge como una herramienta capaz de complementar los métodos tradicionales mediante el análisis automatizado de grandes volúmenes de datos y el apoyo a la toma de decisiones en tiempo real.

En este contexto, la inteligencia artificial se ha consolidado como una de las principales tecnologías habilitadoras de la transformación digital. A diferencia de los sistemas convencionales basados exclusivamente en reglas previamente definidas, los enfoques modernos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo permiten identificar patrones complejos, generar predicciones y desarrollar modelos capaces de adaptarse dinámicamente a cambios en las condiciones de operación (Goodfellow et al., 2016; Géron, 2022). Como consecuencia, los sistemas industriales evolucionan gradualmente desde esquemas reactivos hacia arquitecturas inteligentes orientadas al monitoreo continuo, el mantenimiento predictivo y la optimización basada en datos. La relevancia de estas tecnologías se ha incrementado con la consolidación de la Industria 4.0 y el surgimiento de nuevos paradigmas asociados con la Industria 5.0. La convergencia entre Internet Industrial de las Cosas, computación en la nube, sistemas ciberfísicos, gemelos digitales e inteligencia artificial está permitiendo desarrollar entornos industriales caracterizados por mayores niveles de conectividad, autonomía y flexibilidad (Lee et al., 2015; Breque et al., 2021). En este escenario, la inteligencia artificial deja de ser una herramienta aislada de análisis para convertirse en un elemento capaz de interactuar con sistemas físicos y plataformas digitales con el propósito de mejorar la eficiencia, la sostenibilidad y la resiliencia de los procesos productivos.

Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, estas capacidades adquieren una importancia particular debido a que gran parte de los costos operativos y de mantenimiento se encuentran asociados al comportamiento de equipos consumidores de energía. Variables como corriente eléctrica, voltaje, temperatura, vibración, velocidad, presión, iluminación y ocupación de espacios pueden ser supervisadas de manera continua mediante sensores y plataformas digitales, proporcionando información valiosa para implementar estrategias de mantenimiento predictivo y gestión energética inteligente. Asimismo, el análisis automatizado de imágenes y secuencias de video mediante técnicas de visión artificial ha ampliado significativamente las capacidades de supervisión disponibles, permitiendo desarrollar aplicaciones relacionadas con inspección industrial, control de calidad, seguridad operativa y eficiencia energética (Szeliski, 2022; Bradski y

Kaehler, 2017). No obstante, la incorporación de inteligencia artificial también plantea desafíos importantes. La calidad y confiabilidad de los datos, la interpretabilidad de los modelos, la interoperabilidad entre dispositivos, la seguridad de la información y las demandas computacionales asociadas con algoritmos avanzados representan aspectos críticos que deben considerarse durante el diseño e implementación de soluciones inteligentes (Javaid et al., 2022; Jamwal et al., 2022). De igual manera, la necesidad de integrar conocimientos de electricidad, automatización, electrónica, comunicaciones y ciencia de datos evidencia el carácter multidisciplinario que caracteriza actualmente a la ingeniería electromecánica.

Bajo este escenario, el presente capítulo analiza el papel de la inteligencia artificial y los sistemas inteligentes como tecnologías habilitadoras de la transformación digital en la ingeniería electromecánica. Se examinan los fundamentos del aprendizaje automático y la gestión de datos, las principales técnicas de visión artificial, las aplicaciones relacionadas con mantenimiento predictivo y optimización energética, así como las plataformas utilizadas para implementar soluciones de inteligencia artificial en entornos industriales. Finalmente, se presentan tendencias emergentes asociadas con Edge AI, inteligencia artificial generativa, gemelos digitales inteligentes e Industria 5.0, destacando su contribución al desarrollo de sistemas electromecánicos más eficientes, confiables y sostenibles. No obstante, la inteligencia artificial no constituye una solución independiente capaz de resolver por sí sola los desafíos de la ingeniería electromecánica. Su desempeño depende de la disponibilidad de datos confiables, infraestructura de adquisición de información, capacidad de procesamiento y mecanismos de comunicación que permitan integrar los modelos inteligentes con el entorno físico. En consecuencia, el valor de la inteligencia artificial se materializa cuando opera de forma coordinada con tecnologías como el Internet de las Cosas, los sistemas ciberfísicos, la computación en el borde y los gemelos digitales, formando ecosistemas tecnológicos capaces de transformar datos en decisiones útiles para la operación industrial.

Esta evolución tecnológica se encuentra alineada con los principios de la Industria 5.0, la cual propone una visión centrada en la sostenibilidad, la resiliencia y la colaboración entre las personas y los sistemas inteligentes. Según Breque et al. (2021), este nuevo paradigma busca complementar los avances de la Industria 4.0 mediante una integración equilibrada entre las capacidades humanas y las tecnologías digitales avanzadas, favoreciendo el desarrollo de sistemas productivos más adaptativos y sostenibles.

5.2. Desarrollo

5.2.1. Fundamentos de la Inteligencia Artificial en Ingeniería Electromecánica

La inteligencia artificial (IA) representa una de las transformaciones tecnológicas más significativas dentro de los sistemas industriales contemporáneos debido a su capacidad para convertir datos operativos en conocimiento útil para la supervisión, el control y la optimización de procesos. Aunque sus fundamentos teóricos comenzaron a desarrollarse durante la segunda mitad del siglo XX, su adopción masiva en aplicaciones industriales ha ocurrido principalmente durante las últimas dos décadas, impulsada por el incremento de la capacidad computacional, la disponibilidad de sensores digitales y la creciente digitalización de los procesos productivos (Russell y Norvig, 2021; Goodfellow et al., 2016). Desde una perspectiva ingenieril, la relevancia de la inteligencia artificial no radica únicamente en la automatización de tareas, sino en su capacidad para analizar grandes volúmenes de información y generar modelos capaces de representar comportamientos complejos que difícilmente podrían identificarse mediante procedimientos convencionales. Esta capacidad resulta particularmente valiosa en la ingeniería electromecánica, donde la operación de motores eléctricos, sistemas de bombeo, equipos térmicos, procesos de manufactura y sistemas energéticos genera continuamente información relacionada con variables eléctricas, mecánicas y ambientales cuya interpretación requiere herramientas analíticas cada vez más sofisticadas.

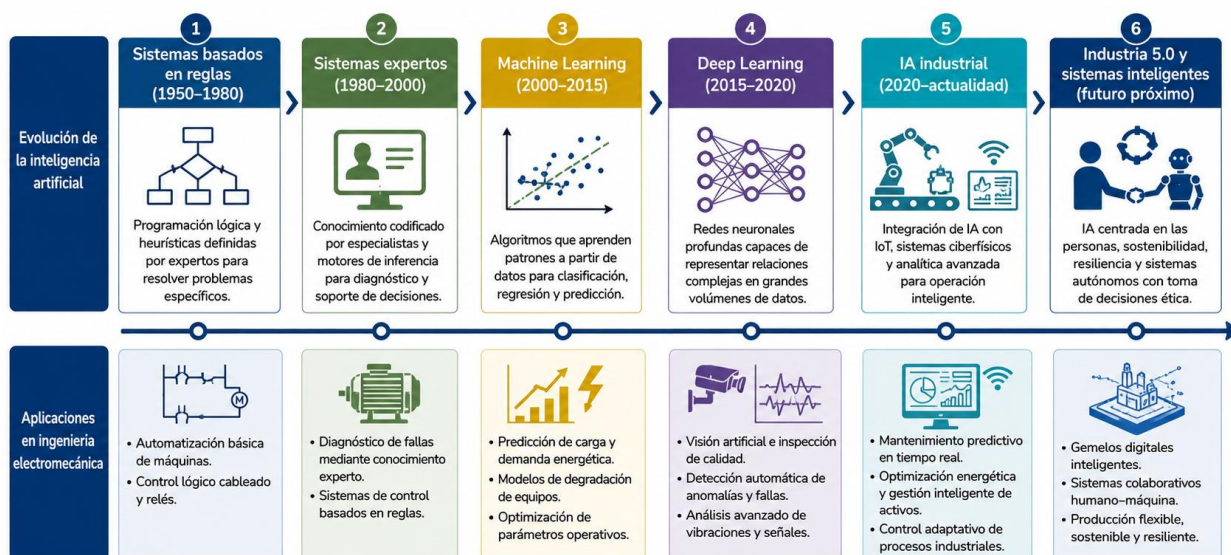
La evolución de la inteligencia artificial puede entenderse como una transición progresiva desde sistemas basados en reglas previamente definidas hacia arquitecturas capaces de aprender a partir de los datos. Los primeros desarrollos estuvieron orientados a reproducir procesos lógicos mediante algoritmos explícitos que requerían el conocimiento previo de expertos humanos para definir cada posible condición de operación. Aunque estos enfoques demostraron utilidad en aplicaciones específicas, presentaban limitaciones importantes para enfrentar escenarios dinámicos o sistemas caracterizados por múltiples variables interdependientes. La creciente complejidad de los entornos industriales impulsó el desarrollo de técnicas capaces de identificar patrones directamente a partir de la información disponible, dando origen al aprendizaje automático y posteriormente al aprendizaje profundo (Géron, 2022; James et al., 2021).

El desarrollo reciente del aprendizaje profundo ha representado uno de los avances más significativos dentro de la inteligencia artificial moderna. Según LeCun et al. (2015), las redes neuronales profundas permiten construir modelos capaces de aprender representaciones jerárquicas a partir de grandes volúmenes de datos,

superando las limitaciones asociadas con los enfoques tradicionales basados en características definidas manualmente. Estas capacidades han favorecido el desarrollo de aplicaciones relacionadas con visión artificial, reconocimiento de patrones y análisis predictivo en sistemas industriales complejos. La Figura 5.1 muestra una visión general de la evolución de la inteligencia artificial y de su progresiva integración dentro de los sistemas electromecánicos modernos.

Figura 5.1.

Evolución de la inteligencia artificial y su integración en la ingeniería electromecánica.



Nota. La evolución de la inteligencia artificial ha transitado desde sistemas basados en reglas hasta arquitecturas avanzadas de aprendizaje profundo e inteligencia artificial industrial. Esta transformación ha ampliado progresivamente las capacidades de supervisión, diagnóstico, optimización energética y automatización inteligente en sistemas electromecánicos.

Elaboración propia con base en Russell y Norvig (2021), Goodfellow et al. (2016), Géron (2022) y Breque et al. (2021).

La evolución mostrada en la Figura 5.1 evidencia que la inteligencia artificial ha dejado de considerarse una herramienta exclusiva de análisis computacional para convertirse en un componente estratégico de los sistemas industriales modernos. Actualmente, los algoritmos inteligentes pueden interactuar con sensores, plataformas IoT, sistemas ciberfísicos y entornos de supervisión industrial, permitiendo que los procesos electromecánicos respondan de forma más eficiente ante cambios en las condiciones de operación.

En este contexto, resulta importante distinguir entre inteligencia artificial, aprendizaje automático y aprendizaje profundo, conceptos que con frecuencia son

utilizados indistintamente a pesar de representar diferentes niveles de especialización tecnológica. La inteligencia artificial constituye el campo general orientado al desarrollo de sistemas capaces de ejecutar tareas asociadas con procesos de razonamiento, aprendizaje y toma de decisiones. Dentro de este campo, el aprendizaje automático se enfoca en el desarrollo de algoritmos capaces de identificar patrones mediante el análisis de datos históricos, mientras que el aprendizaje profundo emplea redes neuronales con múltiples capas para resolver problemas de elevada complejidad asociados con imágenes, audio, video y grandes volúmenes de información no estructurada (Goodfellow et al., 2016; Géron, 2022). La Tabla 5.1 resume las principales diferencias entre estos enfoques y su relación con aplicaciones de ingeniería electromecánica.

Tabla 5.1.

Comparación entre inteligencia artificial, aprendizaje automático y aprendizaje profundo

Característica		Inteligencia Artificial	Aprendizaje Automático	Aprendizaje Profundo
Alcance		Campo general	Subdisciplina de IA	Subdisciplina de Machine Learning
Base de funcionamiento	de	Reglas, lógica y aprendizaje	Modelos estadísticos y predictivos	Redes neuronales profundas
Requerimiento de datos	de	Bajo a medio	Medio	Alto
Capacidad de adaptación	de	Media	Alta	Muy alta
Interpretabilidad		Alta	Media	Baja
Aplicaciones electromecánicas		Sistemas expertos y automatización	Mantenimiento predictivo y optimización energética	Visión artificial e inspección inteligente

Nota. Elaboración propia con base en Russell y Norvig (2021), Géron (2022), Goodfellow et al. (2016) y Kusiak (2024).

Aunque la inteligencia artificial, el aprendizaje automático y el aprendizaje profundo comparten el objetivo de apoyar la toma de decisiones mediante el análisis de información, cada uno presenta fortalezas y limitaciones que condicionan su aplicación en la ingeniería electromecánica. Los sistemas basados en reglas ofrecen una mayor interpretabilidad y resultan adecuados para problemas bien definidos; sin embargo, presentan limitaciones para adaptarse a escenarios dinámicos o con grandes volúmenes de información. Por su parte, los modelos de aprendizaje automático incrementan la capacidad para identificar patrones y realizar predicciones a partir de datos históricos, mientras que el aprendizaje profundo permite abordar problemas de elevada complejidad, como la visión artificial y el reconocimiento automático de patrones. No obstante, estos últimos requieren mayores volúmenes de datos, capacidad computacional y tiempos de

entrenamiento, por lo que la selección del enfoque más adecuado debe responder a las características y necesidades específicas de cada aplicación industrial.

La creciente disponibilidad de datos procedentes de sensores, sistemas de monitoreo y plataformas digitales ha favorecido la adopción de estas tecnologías dentro de la ingeniería electromecánica. Como resultado, actividades tradicionalmente fundamentadas en inspecciones periódicas o experiencia operativa pueden complementarse con modelos capaces de identificar tendencias, estimar comportamientos futuros y apoyar la toma de decisiones en tiempo real. Este cambio representa uno de los pilares tecnológicos de la transformación digital y explica el creciente interés por incorporar inteligencia artificial en áreas como mantenimiento predictivo, eficiencia energética, automatización industrial y gestión inteligente de activos.

A diferencia de los sistemas convencionales de automatización, donde las decisiones se establecen mediante reglas previamente definidas por el programador, los sistemas basados en inteligencia artificial poseen la capacidad de construir modelos a partir de los datos y adaptar su comportamiento conforme incorporan nueva información. Esta diferencia representa uno de los principales cambios introducidos por la transformación digital, al permitir que los sistemas electromecánicos evolucionen desde esquemas reactivos hacia estrategias predictivas y de apoyo inteligente a la toma de decisiones.

5.2.2 Datos, aprendizaje automático y analítica industrial

El desempeño de los sistemas basados en inteligencia artificial depende directamente de la calidad y representatividad de los datos utilizados durante su desarrollo y operación. A diferencia de los enfoques tradicionales de automatización, donde las decisiones se fundamentan en reglas previamente definidas, los modelos de aprendizaje automático construyen relaciones matemáticas a partir de información histórica y datos obtenidos en tiempo real. Por esta razón, los datos constituyen uno de los recursos estratégicos más importantes dentro de los procesos de transformación digital industrial (Kusiak, 2018; Géron, 2022). En la ingeniería electromecánica moderna, una gran cantidad de información es generada continuamente por sensores, sistemas de monitoreo y plataformas de control distribuidas a lo largo de los procesos industriales. Variables como corriente eléctrica, voltaje, potencia, temperatura, vibración, velocidad, presión, humedad e iluminación permiten caracterizar el comportamiento de equipos y sistemas bajo diferentes condiciones operativas. La incorporación de plataformas IoT y sistemas ciberfísicos ha incrementado significativamente la capacidad para capturar estas variables de manera continua, generando volúmenes de información que superan

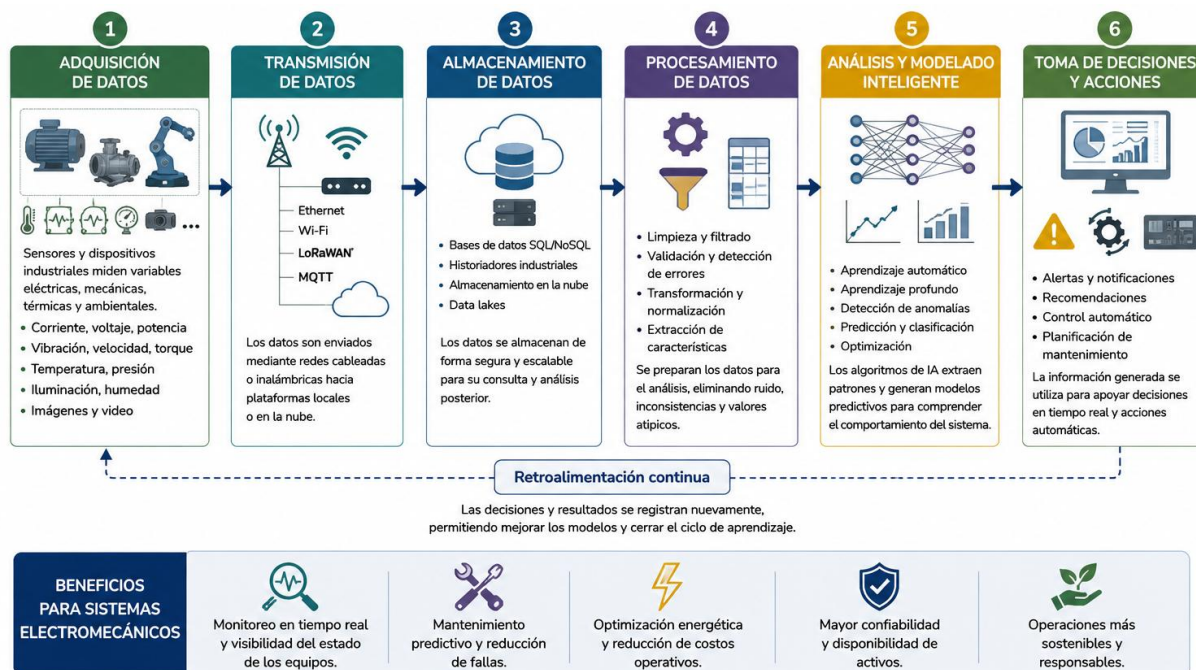
ampliamente las posibilidades de análisis manual (Lee et al., 2015; Al-Fuqaha et al., 2015).

La disponibilidad de grandes volúmenes de datos no garantiza, por sí sola, mejores resultados en los modelos de inteligencia artificial. La calidad de la información, su representatividad, consistencia y actualización constituyen factores determinantes para el desempeño de los algoritmos de aprendizaje automático. Datos incompletos, inconsistentes o con errores de medición pueden introducir sesgos, disminuir la precisión de las predicciones e incluso conducir a decisiones incorrectas durante la operación de sistemas electromecánicos. En consecuencia, las etapas de adquisición, depuración, validación y preparación de datos representan componentes esenciales dentro de cualquier estrategia de analítica industrial (James et al., 2021; Mourtzis et al., 2024). Como consecuencia, la calidad de los datos se convierte en un factor determinante para la confiabilidad de los resultados obtenidos. Desde una perspectiva industrial, el ciclo de vida de los datos comprende múltiples etapas que incluyen adquisición, transmisión, almacenamiento, procesamiento, análisis y utilización para la toma de decisiones. Cada una de estas etapas influye directamente en la efectividad de las soluciones inteligentes implementadas.

La evolución de estas arquitecturas ha favorecido la integración de sistemas ciberfísicos y gemelos digitales, los cuales permiten representar dinámicamente el comportamiento de equipos y procesos mediante información obtenida en tiempo real. De acuerdo con Tao et al. (2022), la combinación entre modelos virtuales, sensores inteligentes y técnicas de inteligencia artificial constituye uno de los fundamentos tecnológicos que impulsan la transición hacia la manufactura inteligente y la Industria 5.0. La Figura 5.2 presenta una arquitectura general que resume este flujo de información dentro de sistemas electromecánicos inteligentes.

Figura 5.2.

Ciclo de vida de los datos para aplicaciones de inteligencia artificial en sistemas electromecánicos



Nota. Flujo general de adquisición, almacenamiento, procesamiento y análisis de información procedente de sensores industriales para aplicaciones de inteligencia artificial, mantenimiento predictivo y optimización energética.

Elaboración propia con base en Lee et al. (2015), Al-Fuqaha et al. (2015), Géron (2022) y Kusiak (2024).

Como puede observarse en la Figura 5.2, los datos adquieren valor únicamente cuando son transformados en información útil mediante técnicas de análisis y modelado. Este proceso constituye el fundamento de la analítica industrial, disciplina orientada a extraer conocimiento a partir de datos generados durante la operación de equipos y procesos productivos. Dentro de este contexto, el aprendizaje automático se ha convertido en una de las herramientas más utilizadas para desarrollar modelos capaces de identificar patrones de comportamiento, estimar variables futuras y detectar condiciones anómalas. A diferencia de los métodos estadísticos convencionales, los algoritmos de aprendizaje automático pueden adaptarse dinámicamente a nuevas condiciones de operación y mejorar progresivamente su desempeño conforme disponen de información adicional (Russell y Norvig, 2021; Géron, 2022).

En aplicaciones caracterizadas por grandes volúmenes de información y relaciones altamente no lineales, los modelos de aprendizaje profundo ofrecen

capacidades superiores para identificar patrones complejos. LeCun et al. (2015) destacan que estas arquitecturas permiten extraer automáticamente características relevantes de los datos, facilitando el análisis de información estructurada y no estructurada procedente de sensores, imágenes y registros operativos. Esta capacidad resulta particularmente útil en sistemas electromecánicos donde múltiples variables interactúan simultáneamente.

Las aplicaciones de estos enfoques en ingeniería electromecánica son diversas. En sistemas energéticos pueden emplearse para predecir demanda eléctrica y optimizar estrategias de consumo. En equipos rotativos permiten detectar señales tempranas de degradación mediante el análisis de vibraciones y temperatura. Asimismo, en procesos industriales facilitan la identificación de anomalías operativas y la optimización de parámetros de producción con base en datos históricos y condiciones actuales de operación. La Tabla 5.2 presenta algunas de las principales fuentes de datos utilizadas en aplicaciones de inteligencia artificial orientadas a sistemas electromecánicos.

Tabla 5.2

Principales fuentes de datos para aplicaciones de inteligencia artificial en ingeniería electromecánica

Fuente de datos	Variables típicas	Aplicaciones
Sensores eléctricos	Voltaje, corriente, potencia, factor de potencia	Monitoreo energético y calidad de energía
Sensores mecánicos	Vibración, velocidad, posición	Mantenimiento predictivo
Sensores térmicos	Temperatura superficial y ambiente	Diagnóstico de fallas
Sensores ambientales	Humedad, iluminación, calidad del aire	Gestión energética
Sistemas SCADA	Alarmas, eventos, estados operativos	Supervisión industrial
PLC y variadores	Parámetros de control y operación	Optimización de procesos
Cámaras industriales	Imágenes y video	Visión artificial e inspección automatizada

Nota. Elaboración propia con base en Szeliski (2022), Lee et al. (2015), Kusiak (2018) y Javaid et al. (2022).

La creciente integración entre sensores, plataformas IoT e inteligencia artificial está modificando la manera en que los sistemas electromecánicos son supervisados y gestionados. Como resultado, la capacidad para adquirir, procesar y analizar información se ha convertido en una competencia fundamental para el desarrollo de soluciones orientadas a incrementar la eficiencia, confiabilidad y sostenibilidad de los procesos industriales. Sobre esta base tecnológica se desarrollan posteriormente aplicaciones más avanzadas relacionadas con visión artificial, mantenimiento predictivo y optimización energética inteligente.

A diferencia del monitoreo convencional, donde la información suele utilizarse únicamente para supervisar el estado actual de un proceso, la analítica industrial permite transformar los datos históricos y operativos en conocimiento útil para identificar tendencias, anticipar comportamientos y apoyar decisiones basadas en evidencia. Esta capacidad constituye uno de los principales aportes de la inteligencia artificial dentro de la transformación digital, ya que convierte la información generada por sensores y sistemas IoT en un recurso estratégico para optimizar la operación y el mantenimiento de los activos industriales.

5.2.3 Visión artificial aplicada a sistemas electromecánicos

La visión artificial constituye una de las áreas de mayor crecimiento dentro de la inteligencia artificial debido a su capacidad para transformar imágenes y secuencias de video en información útil para la supervisión, el control y la automatización de procesos. A diferencia de los sensores convencionales, que generalmente registran una única variable física, las cámaras digitales permiten capturar simultáneamente una gran cantidad de información relacionada con objetos, personas, movimientos y condiciones del entorno. Esta característica ha convertido a la visión artificial en una herramienta estratégica para el desarrollo de sistemas industriales inteligentes capaces de interpretar escenarios complejos y apoyar la toma de decisiones en tiempo real (Szeliski, 2022). El principio fundamental de la visión artificial consiste en extraer información significativa a partir de imágenes digitales mediante técnicas de procesamiento computacional. Este proceso implica múltiples etapas que incluyen adquisición de imágenes, preprocesamiento, extracción de características, reconocimiento de patrones e interpretación de resultados. La complejidad de estas tareas ha impulsado la integración de algoritmos de aprendizaje profundo capaces de identificar automáticamente estructuras visuales que anteriormente requerían programación explícita o intervención humana especializada (Goodfellow et al., 2016).

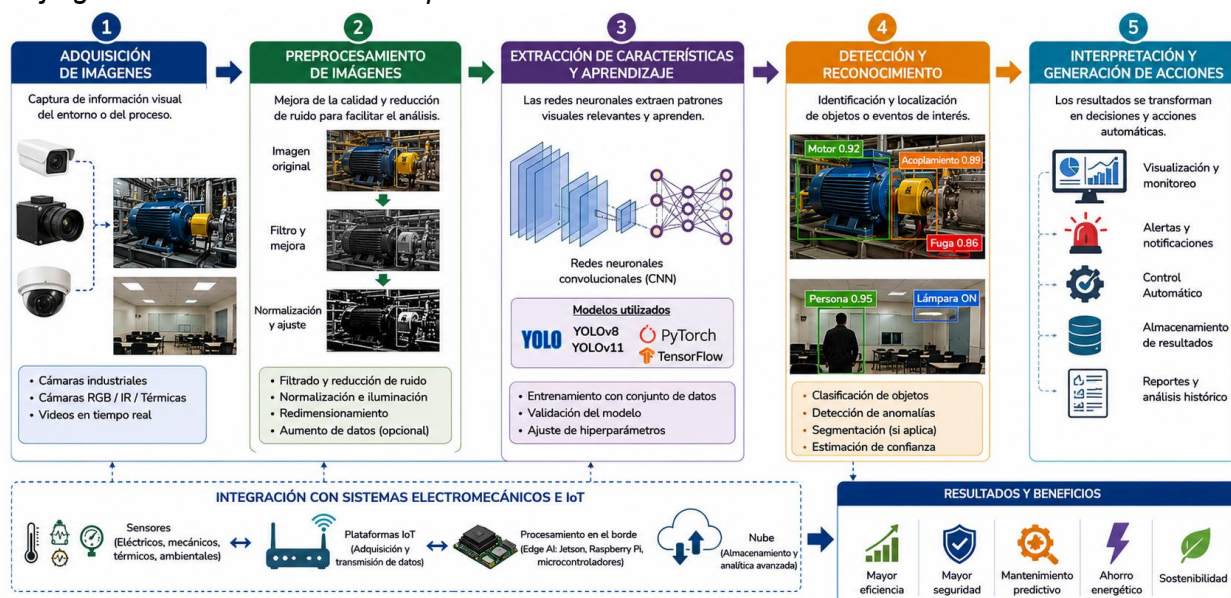
Dentro de la ingeniería electromecánica, la visión artificial ha ampliado significativamente las posibilidades de monitoreo disponibles. Mientras que los sistemas tradicionales dependen principalmente de sensores eléctricos, térmicos o mecánicos, las cámaras permiten obtener información visual relacionada con ocupación de espacios, estado de equipos, presencia de anomalías, condiciones de seguridad y comportamiento operativo de los procesos industriales. Como resultado, las imágenes se han convertido en una fuente complementaria de información capaz de enriquecer las estrategias de supervisión y control. La evolución reciente de la inteligencia artificial ha favorecido la adopción de arquitecturas basadas en redes neuronales convolucionales (CNN), diseñadas específicamente para el procesamiento de imágenes. Estas arquitecturas han

demostrado niveles de precisión superiores a los obtenidos mediante técnicas tradicionales de visión artificial, particularmente en tareas relacionadas con clasificación, segmentación y detección de objetos (LeCun et al., 2015; Goodfellow et al., 2016). Gracias a estos avances, actualmente es posible desarrollar sistemas capaces de reconocer personas, identificar componentes industriales, detectar defectos superficiales y analizar comportamientos complejos dentro de entornos operativos.

La implementación práctica de estas arquitecturas se ha visto favorecida por bibliotecas especializadas como PyTorch, las cuales proporcionan herramientas para desarrollar, entrenar y desplegar modelos de aprendizaje profundo. Paszke et al. (2019) destacan que PyTorch ofrece un entorno flexible y de alto rendimiento que ha impulsado numerosos avances en visión artificial y procesamiento de imágenes, facilitando la implementación de modelos orientados a aplicaciones industriales y sistemas embebidos. La Figura 5.3 presenta el flujo general de procesamiento utilizado en aplicaciones modernas de visión artificial orientadas a sistemas electromecánicos.

Figura 5.3

Flujo general de visión artificial aplicada a sistemas electromecánicos



Nota. El flujo de visión artificial convierte imágenes y videos en información útil para el monitoreo, control y optimización de sistemas electromecánicos inteligentes. Elaboración propia con base en Szeliski (2022), Bradski y Kaehler (2017) y Goodfellow et al. (2016).

Como se observa en la Figura 5.3, la utilidad de un sistema de visión artificial no depende exclusivamente de la captura de imágenes. El valor real surge cuando la información visual es integrada con algoritmos capaces de interpretar automáticamente las condiciones observadas y transformarlas en conocimiento útil para la toma de decisiones.

Uno de los desarrollos más relevantes en este campo corresponde a los modelos de detección de objetos en tiempo real. Entre ellos, la familia de algoritmos YOLO (You Only Look Once) ha adquirido una importancia significativa debido a su capacidad para combinar precisión y velocidad de procesamiento. Estos modelos permiten localizar y clasificar múltiples objetos dentro de una misma imagen utilizando una única etapa de inferencia, característica que resulta especialmente valiosa en aplicaciones industriales donde los tiempos de respuesta son críticos (Redmon et al., 2016; Jocher et al., 2024).

Entre las contribuciones más influyentes en esta área destaca el modelo You Only Look Once (YOLO), propuesto por Redmon et al. (2016), cuya principal innovación consiste en realizar simultáneamente la localización y clasificación de objetos mediante una única etapa de procesamiento. Este enfoque permitió superar las limitaciones de métodos previos basados en múltiples etapas, favoreciendo aplicaciones que requieren respuestas rápidas y elevados niveles de precisión. La Tabla 5.3 compara algunos de los principales enfoques utilizados actualmente para detección de objetos en aplicaciones industriales.

Tabla 5.3.

Comparación de modelos de detección de objetos utilizados en visión artificial industrial

Modelo			Precisión	Velocidad	Complejidad computacional	Aplicaciones típicas
Faster R-CNN			Muy alta	Media	Alta	Inspección industrial detallada
SSD			Alta	Alta	Media	Sistemas embebidos
EfficientDet			Muy alta	Media	Media-Alta	Manufactura inteligente
YOLOv8 / YOLOv11			Alta-Muy alta	Muy alta	Media	Monitoreo en tiempo real
Modelos optimizados	Edge AI		Media-Alta	Muy alta	Baja	Sistemas embebidos industriales

Nota. Elaboración propia con base en Redmon et al. (2016), Tan et al. (2020), Jocher et al. (2024) y Szeliski (2022).

La disponibilidad de plataformas especializadas como NVIDIA Jetson Orin Nano ha facilitado la implementación de estos algoritmos directamente en el borde de la red mediante estrategias conocidas como Edge AI. Este enfoque reduce la

dependencia de servidores remotos, disminuye la latencia y mejora la privacidad de la información procesada. En aplicaciones electromecánicas, esta capacidad permite ejecutar análisis visuales en tiempo real cerca de los equipos monitoreados, favoreciendo respuestas más rápidas ante eventos críticos o condiciones anómalas. Este enfoque se fundamenta en los principios del edge computing, cuyo objetivo consiste en acercar las capacidades de procesamiento y análisis a las fuentes de generación de datos. Shi et al. (2016) señalan que esta arquitectura permite reducir la latencia, optimizar el uso del ancho de banda y mejorar la capacidad de respuesta de los sistemas distribuidos. En aplicaciones de visión artificial para ingeniería electromecánica, estas características favorecen la ejecución de algoritmos de detección y reconocimiento en tiempo real directamente sobre plataformas embebidas, disminuyendo la dependencia de servicios remotos y aumentando la confiabilidad operativa.

Las aplicaciones de visión artificial dentro de la ingeniería electromecánica continúan expandiéndose. Entre las más relevantes destacan la inspección automatizada de componentes, el monitoreo de líneas de producción, la detección de fallas visibles en equipos, la supervisión de condiciones de seguridad industrial y la gestión inteligente de edificios. Particularmente, los sistemas de detección de ocupación mediante cámaras han demostrado un elevado potencial para optimizar estrategias de iluminación y climatización, permitiendo ajustar dinámicamente el consumo energético en función de las condiciones reales de utilización de los espacios. Esta convergencia entre visión artificial, inteligencia artificial y plataformas embebidas representa uno de los avances más significativos de la transformación digital industrial. A medida que las capacidades computacionales continúan incrementándose y los costos de implementación disminuyen, es previsible que las aplicaciones basadas en análisis visual se conviertan en un componente habitual de los sistemas electromecánicos inteligentes del futuro.

A pesar de sus ventajas, el aprendizaje profundo no constituye la alternativa más adecuada para todas las aplicaciones industriales. Su implementación requiere generalmente mayores volúmenes de datos, recursos computacionales especializados y tiempos de entrenamiento superiores a los demandados por otros modelos de aprendizaje automático. En aplicaciones donde la disponibilidad de datos es limitada o se requiere una alta interpretabilidad de las decisiones, modelos tradicionales de Machine Learning pueden ofrecer resultados igualmente satisfactorios con menores requerimientos computacionales. Por ello, la selección del enfoque debe realizarse considerando las características del problema, la disponibilidad de información y los recursos tecnológicos existentes. En consecuencia, el aprendizaje profundo debe entenderse como una herramienta complementaria dentro del ecosistema de inteligencia artificial, cuya incorporación

resulta especialmente valiosa cuando la complejidad del problema supera las capacidades de los enfoques convencionales de aprendizaje automático y se dispone de la infraestructura computacional necesaria para su implementación.

5.2.4 Inteligencia artificial para mantenimiento predictivo y eficiencia energética

La disponibilidad de los equipos constituye uno de los factores más importantes para garantizar la productividad y competitividad de los sistemas industriales modernos. En instalaciones electromecánicas, fallas inesperadas en motores eléctricos, sistemas de bombeo, compresores, ventiladores o equipos de climatización pueden generar interrupciones operativas, pérdidas económicas y disminución de la eficiencia energética. Como consecuencia, las estrategias de mantenimiento han evolucionado progresivamente desde enfoques correctivos y preventivos hacia metodologías basadas en monitoreo continuo y análisis inteligente de información (Mobley, 2020; Jardine et al., 2006).

Dentro de este contexto, el mantenimiento predictivo utiliza información obtenida durante la operación normal de los equipos para estimar su condición y anticipar posibles fallas antes de que estas afecten el desempeño del sistema. A diferencia del mantenimiento preventivo tradicional, que se basa en intervalos de tiempo preestablecidos, los enfoques predictivos consideran el comportamiento real de los activos industriales y permiten programar intervenciones únicamente cuando los indicadores de condición lo justifican. Esta capacidad reduce tiempos de inactividad, optimiza recursos de mantenimiento y prolonga la vida útil de los equipos (Carvalho et al., 2019). El desarrollo de sensores digitales, plataformas IoT y sistemas de adquisición de datos ha ampliado significativamente las posibilidades de implementar mantenimiento predictivo en entornos industriales. Variables como vibración, temperatura, corriente eléctrica, voltaje, velocidad de rotación, presión y consumo energético pueden registrarse continuamente y utilizarse para construir modelos capaces de identificar señales tempranas de degradación o comportamiento anómalo. La combinación de estas fuentes de información con algoritmos de inteligencia artificial permite detectar patrones que difícilmente serían identificados mediante métodos convencionales de inspección (Lee et al., 2015; Mourtzis et al., 2024).

En los sistemas electromecánicos modernos, la visión artificial no sustituye a los sensores convencionales de temperatura, corriente, vibración o presión, sino que complementa la información proporcionada por estos dispositivos. Mientras los sensores permiten cuantificar variables físicas específicas, la visión artificial aporta información espacial y visual relacionada con el estado de los equipos, la calidad de

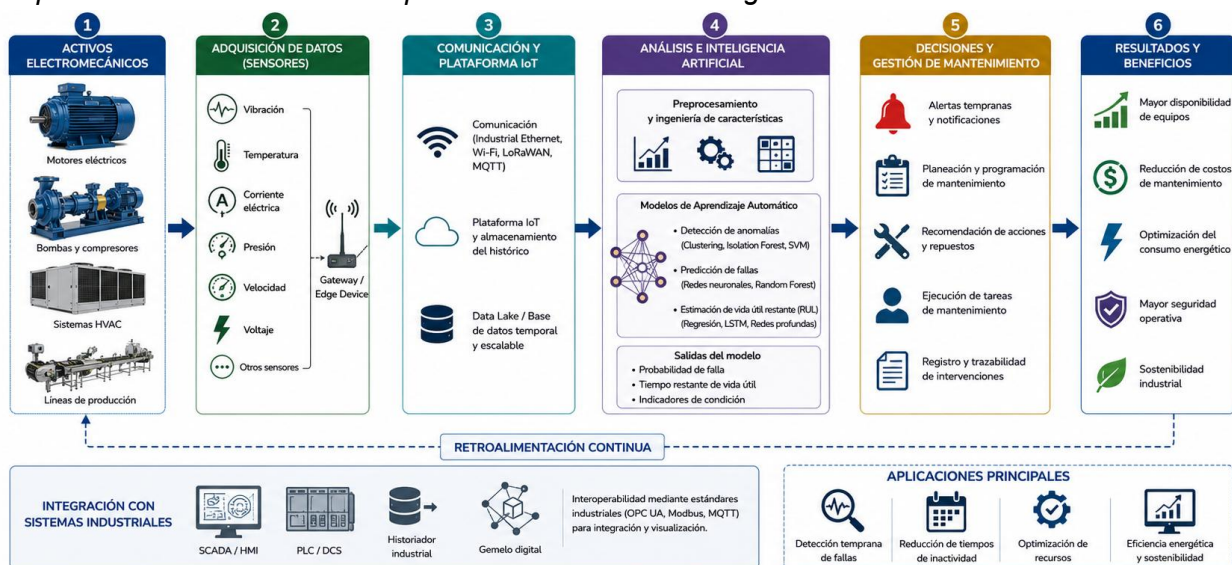
los productos o las condiciones del entorno. La integración de ambas fuentes de información incrementa la capacidad para supervisar procesos complejos y fortalece la confiabilidad de las decisiones apoyadas por inteligencia artificial.

A pesar de sus amplias posibilidades de aplicación, el desempeño de los sistemas de visión artificial depende significativamente de la calidad de las imágenes, las condiciones de iluminación, la resolución de los dispositivos de captura y la disponibilidad de conjuntos de datos representativos para el entrenamiento de los modelos. Variaciones en la iluminación, oclusiones, suciedad en las superficies o cambios en las condiciones de operación pueden afectar la precisión de los algoritmos de reconocimiento. Por ello, el diseño de soluciones basadas en visión artificial debe considerar tanto la selección adecuada del hardware como el entrenamiento y validación de los modelos bajo condiciones similares a las que enfrentarán durante su operación.

Entre los algoritmos más utilizados para estas aplicaciones destacan los árboles de decisión, máquinas de soporte vectorial, bosques aleatorios, redes neuronales artificiales y modelos de aprendizaje profundo. Estos enfoques pueden emplearse para clasificar estados operativos, estimar la probabilidad de falla y predecir el tiempo restante de vida útil de componentes críticos. Su capacidad para aprender a partir de datos históricos convierte a la inteligencia artificial en una herramienta especialmente valiosa para sistemas electromecánicos caracterizados por múltiples variables interdependientes (Géron, 2022; James et al., 2021). La Figura 5.4 presenta una arquitectura general de mantenimiento predictivo basada en inteligencia artificial para sistemas electromecánicos.

Figura 5.4.

Arquitectura de mantenimiento predictivo basado en inteligencia artificial



Nota. La arquitectura integra sensores, comunicación, almacenamiento, análisis con inteligencia artificial y gestión del mantenimiento para anticipar fallas y optimizar el desempeño y la eficiencia energética de los sistemas electromecánicos.

Elaboración propia con base en Lee et al. (2015), Carvalho et al. (2019), Géron (2022) y Mourtzis et al. (2024).

Más allá de la detección de fallas, la inteligencia artificial también está transformando las estrategias de gestión energética. Tradicionalmente, la eficiencia energética se evaluaba mediante indicadores históricos obtenidos a partir de auditorías periódicas o mediciones puntuales. Sin embargo, la disponibilidad de información en tiempo real ha permitido desarrollar enfoques dinámicos capaces de adaptar continuamente la operación de los sistemas para minimizar el consumo energético sin comprometer el desempeño operativo. En sistemas electromecánicos, una parte significativa del consumo energético está asociada con motores eléctricos, sistemas de bombeo, ventilación, climatización e iluminación. La inteligencia artificial puede analizar simultáneamente múltiples variables operativas para identificar condiciones de funcionamiento ineficientes, estimar patrones de demanda y proponer estrategias de optimización basadas en el comportamiento observado. Estas capacidades resultan particularmente relevantes en edificios inteligentes, procesos industriales y sistemas energéticos distribuidos (Kusiak, 2018; Javaid et al., 2022).

La convergencia entre mantenimiento predictivo y eficiencia energética representa uno de los desarrollos más importantes de la transformación digital industrial. Diversos estudios han demostrado que muchas fallas mecánicas o

eléctricas generan incrementos progresivos en el consumo energético antes de manifestarse como averías evidentes. Por ejemplo, desalineaciones mecánicas, desgaste de rodamientos, problemas de lubricación o sobrecargas eléctricas suelen provocar aumentos en corriente, temperatura y consumo energético. Cuando estos indicadores son analizados mediante algoritmos inteligentes, es posible detectar simultáneamente oportunidades de ahorro energético y señales tempranas de degradación de los equipos.

La integración de estas capacidades con modelos digitales dinámicos ha dado origen a los denominados gemelos digitales inteligentes. Según Tao et al. (2022), estos sistemas permiten sincronizar información procedente del entorno físico con representaciones virtuales actualizadas continuamente, facilitando la evaluación de escenarios operativos, la optimización de estrategias de mantenimiento y la reducción de tiempos de inactividad. La Tabla 5.4 resume algunas aplicaciones representativas de inteligencia artificial orientadas al mantenimiento predictivo y la eficiencia energética en sistemas electromecánicos.

Tabla 5.4.

Aplicaciones de inteligencia artificial para mantenimiento predictivo y eficiencia energética

Aplicación	Variables monitoreadas	Objetivo principal
Motores eléctricos	Corriente, temperatura, vibración	Detección de fallas y optimización operativa
Sistemas de bombeo	Presión, caudal, potencia	Reducción del consumo energético
HVAC	Temperatura, humedad, ocupación	Gestión inteligente de climatización
Iluminación inteligente	Ocupación, iluminación natural	Ahorro energético
Compresores industriales	Presión, temperatura, consumo eléctrico	Mantenimiento predictivo
Líneas de producción	Variables eléctricas y mecánicas	Optimización de productividad y energía

Fuente: Elaboración propia con base en Kusiak (2018), Carvalho et al. (2019), Javaid et al. (2022) y Mourtzis et al. (2024).

A pesar de sus beneficios, la implementación de soluciones basadas en inteligencia artificial también presenta desafíos. La calidad de los datos, la disponibilidad de registros históricos, la interpretabilidad de algunos modelos avanzados y los requerimientos computacionales asociados con algoritmos complejos continúan siendo aspectos que deben considerarse durante el diseño de sistemas inteligentes. Asimismo, la integración efectiva entre especialistas en mantenimiento, energía, automatización y análisis de datos resulta indispensable para garantizar que los modelos desarrollados respondan adecuadamente a las necesidades reales de operación. En conjunto, estas capacidades están impulsando una transición desde estrategias reactivas hacia modelos de gestión

basados en predicción y optimización continua. Como resultado, la inteligencia artificial se posiciona como una herramienta clave para incrementar simultáneamente la confiabilidad, eficiencia energética y sostenibilidad de los sistemas electromecánicos modernos.

En consecuencia, la visión artificial representa una de las aplicaciones más consolidadas de la inteligencia artificial dentro de la ingeniería electromecánica, al ampliar las capacidades de supervisión, inspección y control mediante el análisis automatizado de información visual. Su integración con sensores, plataformas IoT y sistemas de procesamiento distribuido constituye una de las tendencias más relevantes dentro de la transformación digital industrial.

5.2.5 Plataformas y herramientas para implementación de inteligencia artificial

La implementación de soluciones basadas en inteligencia artificial requiere la integración de herramientas de software y plataformas de hardware capaces de adquirir, procesar y analizar información procedente de los sistemas monitoreados. La selección adecuada de estas tecnologías influye directamente en el desempeño, escalabilidad y viabilidad económica de los proyectos desarrollados. En aplicaciones de ingeniería electromecánica, esta decisión resulta particularmente relevante debido a la diversidad de variables involucradas, los requerimientos de procesamiento en tiempo real y las condiciones operativas propias de los entornos industriales. Dentro del ecosistema actual de inteligencia artificial, Python se ha consolidado como uno de los lenguajes de programación más utilizados para el desarrollo de aplicaciones científicas e industriales. Su amplia disponibilidad de bibliotecas especializadas facilita la implementación de algoritmos de aprendizaje automático, procesamiento de datos y visión artificial sin necesidad de desarrollar herramientas desde cero. Además, su carácter multiplataforma favorece la integración con sistemas embebidos, plataformas IoT y aplicaciones industriales de diversa escala (Géron, 2022).

Entre las bibliotecas más utilizadas destaca Scikit-Learn, ampliamente empleada para tareas de clasificación, regresión, agrupamiento y análisis predictivo. Esta herramienta ofrece una gran variedad de algoritmos con una curva de aprendizaje relativamente accesible, lo que la convierte en una alternativa adecuada para proyectos de mantenimiento predictivo, monitoreo energético y análisis de datos industriales. Por otro lado, TensorFlow y PyTorch permiten desarrollar modelos de aprendizaje profundo orientados a aplicaciones más complejas, incluyendo visión artificial, reconocimiento de patrones y procesamiento avanzado de información visual (Abadi et al., 2016; Paszke et al., 2019). PyTorch se ha consolidado como una de las plataformas más utilizadas para investigación y

desarrollo de modelos de aprendizaje profundo debido a su estructura dinámica y facilidad de programación. Según Paszke et al. (2019), esta biblioteca proporciona una arquitectura flexible que facilita el entrenamiento y despliegue de redes neuronales avanzadas. Estas características han favorecido su adopción en aplicaciones relacionadas con visión artificial, mantenimiento predictivo y sistemas de análisis inteligente para entornos industriales.

En el ámbito del procesamiento de imágenes, OpenCV se ha convertido en uno de los estándares más utilizados para el desarrollo de sistemas de visión artificial. Esta biblioteca proporciona funciones orientadas a captura de imágenes, filtrado digital, segmentación, detección de características y análisis visual. Su integración con modelos de aprendizaje profundo ha ampliado significativamente las posibilidades de implementación en aplicaciones relacionadas con inspección automatizada, monitoreo de ocupación, control de calidad y supervisión industrial (Bradski y Kaehler, 2017).

Sin embargo, el desempeño de una aplicación de inteligencia artificial no depende únicamente del software utilizado. El hardware donde se ejecutan los algoritmos constituye un factor determinante, especialmente cuando se requiere procesamiento en tiempo real. En aplicaciones electromecánicas es común utilizar plataformas embebidas capaces de operar directamente en el entorno donde se generan los datos, reduciendo la dependencia de servidores remotos y minimizando los tiempos de respuesta.

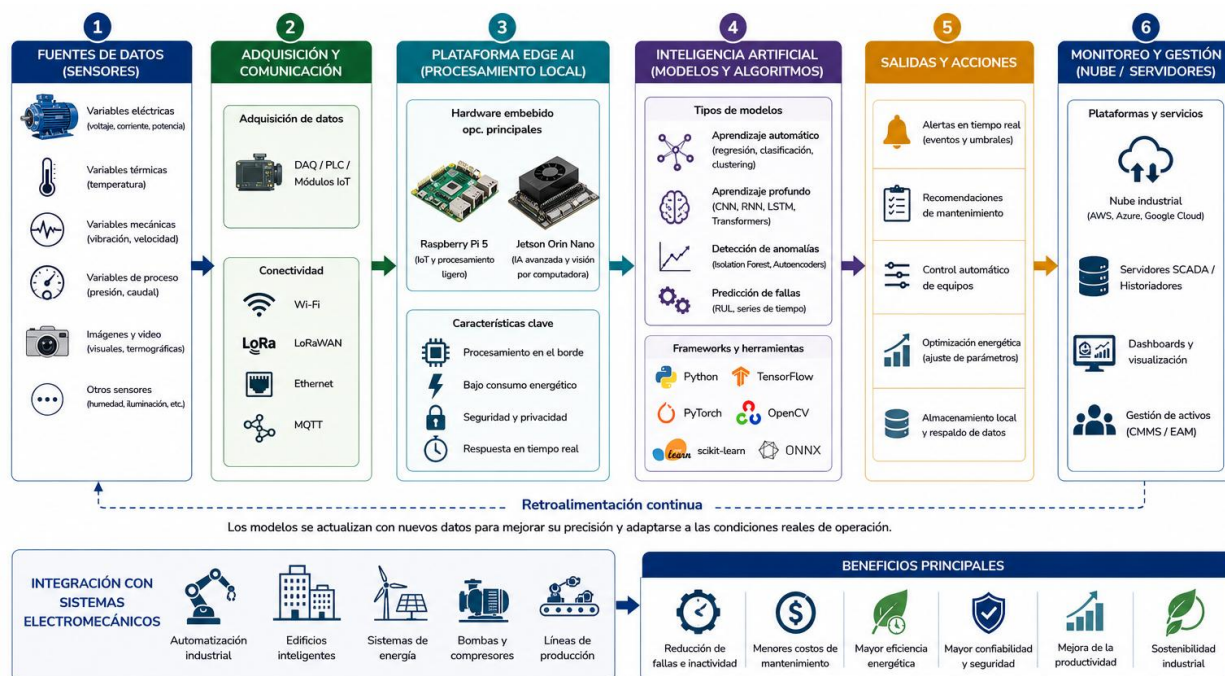
La evolución de estos sistemas ha favorecido el surgimiento del paradigma conocido como Edge AI, que consiste en ejecutar modelos de inteligencia artificial cerca de la fuente de generación de datos. Este enfoque permite reducir latencia, optimizar el uso del ancho de banda y mejorar la privacidad de la información procesada. En aplicaciones industriales, estas características son especialmente relevantes cuando se requiere supervisión continua o respuestas inmediatas ante condiciones anómalas (Shi et al., 2016; Breivold y Sandström, 2025). De acuerdo con Shi et al. (2016), el edge computing representa una evolución de las arquitecturas tradicionales basadas exclusivamente en la nube, al trasladar parte de las capacidades computacionales hacia dispositivos cercanos al entorno físico donde se generan los datos. Esta característica resulta especialmente importante en sistemas electromecánicos que requieren respuestas inmediatas ante eventos críticos, como detección de fallas, supervisión visual o control automático de procesos industriales.

Además, la convergencia entre plataformas Edge AI, servicios en la nube y sistemas embebidos responde a los principios establecidos por la Industria 5.0,

donde la digitalización no se orienta exclusivamente al incremento de la productividad, sino también a la sostenibilidad y resiliencia de los procesos industriales. En este contexto, la inteligencia artificial se convierte en un elemento facilitador para la creación de sistemas centrados en las personas y capaces de adaptarse a escenarios cambiantes (Breque et al., 2021). La Figura 5.5 presenta una arquitectura general de implementación de inteligencia artificial mediante plataformas Edge AI orientadas a sistemas electromecánicos.

Figura 5.5.

Arquitectura de implementación de inteligencia artificial mediante Edge AI



Nota. Integración de sensores, dispositivos Edge AI, algoritmos de inteligencia artificial, bibliotecas especializadas y servicios en la nube para aplicaciones de monitoreo, mantenimiento predictivo y optimización energética en sistemas electromecánicos. Elaboración propia con base en Shi et al. (2016), Géron (2022), Paszke et al. (2019), NVIDIA (2024) y Raspberry Pi Foundation (2024).

Entre las plataformas de hardware más utilizadas destacan Raspberry Pi y NVIDIA Jetson Orin Nano. Aunque ambas permiten desarrollar aplicaciones de inteligencia artificial, presentan diferencias importantes relacionadas con capacidad de procesamiento, consumo energético y complejidad de los modelos que pueden ejecutar. Mientras que Raspberry Pi resulta adecuada para aplicaciones de monitoreo, automatización e IoT con requerimientos moderados de procesamiento,

Jetson Orin Nano ofrece capacidades significativamente superiores para visión artificial y aprendizaje profundo en tiempo real, gracias a la incorporación de unidades especializadas para procesamiento paralelo (NVIDIA, 2024).

A pesar de las ventajas que ofrece el procesamiento en el borde de la red, la implementación de Edge AI también presenta limitaciones que deben considerarse durante el diseño de sistemas inteligentes. La capacidad de procesamiento, la memoria disponible y el consumo energético de los dispositivos embebidos continúan siendo inferiores a los recursos ofrecidos por plataformas de computación en la nube. En consecuencia, modelos de gran tamaño o aplicaciones que requieren entrenamiento intensivo suelen desarrollarse en servidores especializados, mientras que los dispositivos Edge AI se destinan principalmente a la ejecución de modelos previamente entrenados. La selección entre procesamiento local, en la nube o mediante arquitecturas híbridas dependerá de los requisitos de latencia, disponibilidad, privacidad y capacidad computacional de cada aplicación. La Tabla 5.5 resume las principales características de estas plataformas en el contexto de aplicaciones electromecánicas.

Tabla 5.5.
Comparación de plataformas para implementación de inteligencia artificial en sistemas electromecánicos

Característica	Raspberry Pi 5	NVIDIA Jetson Orin Nano
Costo relativo	Bajo	Medio-Alto
Consumo energético	Bajo	Medio
IoT y monitoreo	Excelente	Excelente
Procesamiento de datos	Bueno	Muy alto
Visión artificial	Buena	Excelente
Deep Learning	Limitado	Avanzado
Edge AI	Básico–Intermedio	Especializado
Aplicaciones educativas	Excelente	Buena
Aplicaciones industriales avanzadas	Buena	Excelente

Nota. Elaboración propia con base en Raspberry Pi Foundation (2024), NVIDIA (2024) y Szeliski (2022).

La selección entre estas plataformas debe realizarse considerando los objetivos específicos de cada proyecto. En aplicaciones orientadas al monitoreo energético, adquisición de datos y automatización básica, Raspberry Pi ofrece una relación favorable entre costo y desempeño. Por el contrario, proyectos relacionados con detección de objetos, análisis de video en tiempo real y sistemas avanzados de visión artificial suelen beneficiarse de la capacidad computacional disponible en plataformas Jetson. La tendencia actual apunta hacia arquitecturas híbridas donde sensores, dispositivos Edge AI, plataformas IoT y servicios en la nube operan de forma coordinada para generar sistemas capaces de adquirir

información, analizarla localmente y ejecutar acciones inteligentes de manera autónoma. Esta convergencia tecnológica constituye uno de los pilares fundamentales de la transformación digital industrial y proporciona la infraestructura necesaria para el desarrollo de sistemas electromecánicos cada vez más inteligentes, eficientes y adaptativos.

En este contexto, Edge AI no reemplaza los servicios de computación en la nube, sino que los complementa. Mientras el entrenamiento de modelos complejos, el almacenamiento masivo de información y el análisis histórico suelen realizarse en infraestructuras con alta capacidad computacional, los dispositivos Edge AI ejecutan localmente los modelos entrenados para responder en tiempo real ante eventos críticos. Esta distribución de funciones permite combinar la capacidad analítica de la nube con la rapidez y disponibilidad del procesamiento local, favoreciendo arquitecturas más eficientes y resilientes para aplicaciones electromecánicas.

5.3. Aplicaciones prácticas y perspectivas futuras

5.3.1 Sistemas inteligentes para monitoreo electromecánico

La convergencia entre sensores inteligentes, plataformas IoT, sistemas de visión artificial y algoritmos de inteligencia artificial está dando lugar a una nueva generación de sistemas electromecánicos caracterizados por mayores niveles de autonomía y capacidad de adaptación. A diferencia de los esquemas convencionales de supervisión, donde los datos son utilizados principalmente para monitoreo pasivo, los sistemas inteligentes modernos incorporan capacidades analíticas que permiten interpretar automáticamente las condiciones de operación y ejecutar acciones orientadas a mejorar el desempeño global del proceso. En aplicaciones industriales, esta integración tecnológica facilita la construcción de arquitecturas capaces de supervisar simultáneamente variables eléctricas, mecánicas, térmicas y ambientales. Los datos obtenidos mediante sensores y cámaras son procesados localmente o en plataformas de nube utilizando modelos de aprendizaje automático que identifican patrones operativos, detectan anomalías y generan recomendaciones para optimizar el funcionamiento de los equipos. Como resultado, las decisiones dejan de depender exclusivamente de la intervención humana y pasan a fundamentarse en información obtenida en tiempo real (Lee et al., 2015; Mourtzis et al., 2024).

Dentro de la ingeniería electromecánica, estos sistemas han demostrado utilidad en múltiples aplicaciones, incluyendo monitoreo energético, gestión inteligente de edificios, supervisión de motores eléctricos, optimización de procesos

de manufactura y mantenimiento predictivo. La integración de información procedente de diferentes fuentes permite desarrollar una visión más completa del comportamiento de los sistemas, favoreciendo decisiones más precisas y oportunas. La Tabla 5.6 resume algunas aplicaciones representativas de inteligencia artificial en sistemas electromecánicos inteligentes.

A pesar de los beneficios asociados con los sistemas inteligentes de monitoreo, su implementación también enfrenta desafíos técnicos y organizacionales. La integración de dispositivos de distintos fabricantes, la interoperabilidad entre plataformas, la protección de la información, la calidad de los datos adquiridos y la disponibilidad de personal con competencias multidisciplinares constituyen factores que pueden limitar el desempeño de estas soluciones. En consecuencia, el éxito de un sistema inteligente no depende únicamente de la incorporación de algoritmos de inteligencia artificial, sino también del diseño adecuado de la infraestructura tecnológica y de una estrategia de integración coherente con las necesidades de la organización.

Tabla 5.6.

Aplicaciones de inteligencia artificial en sistemas electromecánicos

Área de aplicación	Tecnologías involucradas	Beneficios principales
Gestión energética	IoT, IA, sensores inteligentes	Reducción del consumo energético
Mantenimiento predictivo	Machine Learning, Edge AI	Menor tiempo de inactividad
Visión artificial industrial	Deep Learning, cámaras inteligentes	Inspección automatizada
Edificios inteligentes	IA, IoT, automatización	Optimización de iluminación y climatización
Manufactura inteligente	IA, sistemas ciberfísicos	Incremento de productividad
Sistemas energéticos	Analítica predictiva, IA	Mejora de eficiencia y confiabilidad
Nota. Elaboración propia con base en Javaid et al. (2022), Kusiak (2024), Mourtzis et al. (2024) y Breque et al. (2021).		

La evolución de estos sistemas indica que el monitoreo electromecánico dejará de centrarse únicamente en la adquisición de información para incorporar funciones avanzadas de análisis, predicción y apoyo a la toma de decisiones. Bajo este enfoque, las aplicaciones basadas en inteligencia artificial evolucionan desde herramientas de supervisión hacia plataformas capaces de optimizar continuamente el funcionamiento de los sistemas electromecánicos, sentando las bases para el caso de aplicación presentado en el siguiente apartado.

3.2 Caso de aplicación: sistema inteligente para control de iluminación basado en visión artificial

Una aplicación representativa de la convergencia entre inteligencia artificial, visión artificial e Internet de las Cosas corresponde a los sistemas inteligentes de control de iluminación basados en detección automática de ocupación. Tradicionalmente, la operación de los sistemas de iluminación en edificios educativos e industriales depende de interruptores manuales o sensores de presencia convencionales. Aunque estas soluciones permiten cierto nivel de automatización, presentan limitaciones relacionadas con precisión, cobertura espacial y capacidad de adaptación a diferentes escenarios de uso. La incorporación de cámaras digitales y algoritmos de detección de objetos permite identificar la presencia y cantidad de personas dentro de un espacio determinado mediante modelos de aprendizaje profundo. Esta información puede integrarse con sensores de iluminación ambiental y plataformas IoT para ajustar dinámicamente la intensidad luminosa en función de las condiciones reales de ocupación y disponibilidad de luz natural.

A pesar de sus ventajas, la implementación de sistemas basados en visión artificial también implica desafíos relacionados con la privacidad de la información, las condiciones variables de iluminación, la necesidad de entrenamiento de los modelos y la disponibilidad de recursos computacionales suficientes para procesar imágenes en tiempo real. Asimismo, la precisión del sistema depende de la calidad de las cámaras, del conjunto de datos utilizado durante el entrenamiento y de la correcta adaptación del modelo al entorno específico donde será implementado. Estos aspectos deben considerarse durante el diseño para garantizar un funcionamiento confiable y una adecuada aceptación por parte de los usuarios.

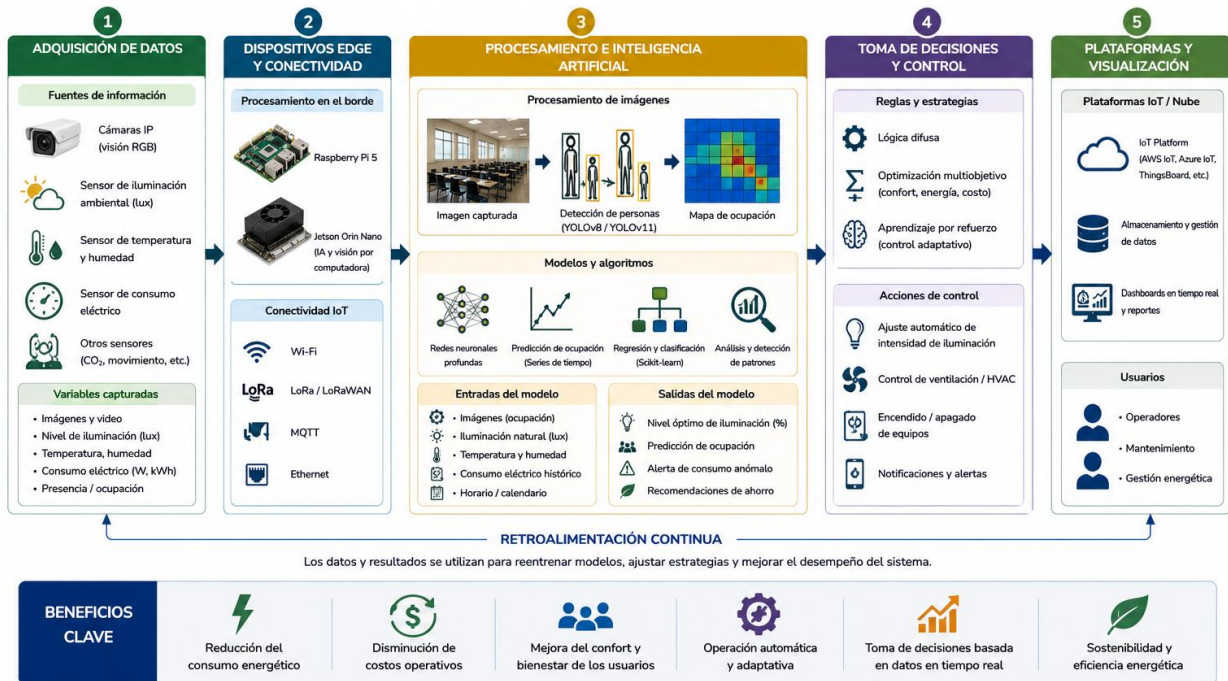
Entre las alternativas disponibles, los modelos derivados de la familia YOLO han demostrado una elevada capacidad para detectar personas y objetos en tiempo real. Desde la propuesta original de Redmon et al. (2016), estas arquitecturas han evolucionado considerablemente, permitiendo su implementación en plataformas Edge AI y dispositivos embebidos orientados a aplicaciones de monitoreo energético y automatización inteligente.

Desde una perspectiva electromecánica, este tipo de sistemas ofrece beneficios asociados con reducción del consumo energético, mejora del confort visual y optimización de la operación de los equipos de iluminación. Además, la capacidad de registrar información histórica facilita el desarrollo de estrategias predictivas orientadas a comprender patrones de utilización de los espacios y optimizar la gestión energética de las instalaciones. La Figura 5.6 presenta una

arquitectura conceptual que integra visión artificial, IoT e inteligencia artificial para aplicaciones de monitoreo y control inteligente.

Figura 5.6.

Arquitectura conceptual de un sistema inteligente basado en visión artificial e IoT para optimización energética



Nota. La arquitectura integra captura de información, procesamiento mediante visión artificial, comunicación IoT y algoritmos de inteligencia artificial para ajustar automáticamente los sistemas electromecánicos y optimizar el consumo energético. Elaboración propia con base en Szeliski (2022), Goodfellow et al. (2016), Lee et al. (2015) y Mourtzis et al. (2024).

Casos como el presentado muestran que la convergencia entre inteligencia artificial, visión artificial e Internet de las Cosas ofrece nuevas posibilidades para el desarrollo de sistemas electromecánicos más eficientes, adaptativos y sostenibles. La creciente disponibilidad de plataformas embebidas con capacidades de Edge AI permitirá extender este tipo de soluciones hacia aplicaciones cada vez más complejas relacionadas con monitoreo industrial, mantenimiento predictivo, gestión energética y automatización inteligente.

5.3.3 Tendencias emergentes para la ingeniería electromecánica inteligente

Las aplicaciones actuales de inteligencia artificial representan únicamente una etapa dentro de un proceso de transformación tecnológica más amplio. Diversas tendencias emergentes están modificando la forma en que los sistemas electromecánicos son diseñados, operados y mantenidos, impulsando la transición hacia entornos cada vez más conectados, autónomos y sostenibles. Una de las tendencias más relevantes corresponde a la evolución hacia la Industria 5.0, paradigma que complementa los objetivos de automatización y eficiencia característicos de la Industria 4.0 mediante una mayor orientación hacia la colaboración entre personas y sistemas inteligentes. Bajo este enfoque, la tecnología deja de perseguir exclusivamente la productividad y comienza a incorporar criterios relacionados con sostenibilidad, resiliencia y bienestar humano (Breque et al., 2021).

Los avances alcanzados en inteligencia artificial generativa y modelos multimodales tienen su origen en el desarrollo de las técnicas de aprendizaje profundo descritas por LeCun et al. (2015). La capacidad de estas arquitecturas para procesar información visual, textual y sensorial está favoreciendo la aparición de sistemas más autónomos y adaptativos, con aplicaciones potenciales en diseño asistido, mantenimiento inteligente y optimización de procesos industriales.

A diferencia de la Industria 4.0, cuyo enfoque principal se orienta hacia la automatización y conectividad de los procesos, la Industria 5.0 propone una interacción más equilibrada entre las capacidades humanas y las tecnologías inteligentes. Breque et al. (2021) señalan que este paradigma incorpora tres pilares fundamentales: sostenibilidad, resiliencia y orientación centrada en las personas. Desde la perspectiva de la ingeniería electromecánica, estos principios implican desarrollar sistemas capaces de optimizar el consumo energético, incrementar la confiabilidad operativa y favorecer entornos de trabajo más seguros y colaborativos. Paralelamente, los gemelos digitales inteligentes están ampliando las capacidades de simulación y monitoreo disponibles en sistemas industriales. A diferencia de los modelos digitales convencionales, estos entornos integran información obtenida en tiempo real mediante sensores e inteligencia artificial para representar dinámicamente el comportamiento de activos físicos, permitiendo evaluar escenarios operativos y optimizar estrategias de control antes de su implementación real (Tao et al., 2022).

Otra tendencia relevante corresponde a la expansión de las arquitecturas Edge AI, en las cuales los modelos de inteligencia artificial son ejecutados directamente en dispositivos cercanos a la fuente de generación de datos. Shi et al.

(2016) destacan que este paradigma surge como respuesta a las limitaciones asociadas con la transmisión continua de información hacia servidores remotos y permite reducir latencias, mejorar la disponibilidad del sistema y optimizar el uso de recursos de comunicación. En el ámbito de la ingeniería electromecánica, estas capacidades facilitan la implementación de sistemas de monitoreo, mantenimiento predictivo y visión artificial en tiempo real, favoreciendo el desarrollo de soluciones distribuidas con mayores niveles de autonomía y resiliencia.

Las tendencias analizadas muestran que el desarrollo de la ingeniería electromecánica no estará determinado por una tecnología específica, sino por la integración coordinada de inteligencia artificial, Internet de las Cosas, sistemas ciberfísicos, Edge AI, gemelos digitales y plataformas de análisis de datos. La capacidad para combinar estas herramientas dentro de arquitecturas interoperables permitirá desarrollar soluciones más eficientes, resilientes y sostenibles para responder a los desafíos energéticos e industriales de las próximas décadas.

En consecuencia, la inteligencia artificial dejará de considerarse una tecnología complementaria para convertirse en un componente transversal de los sistemas electromecánicos inteligentes. Su integración con sensores, plataformas IoT, Edge AI, gemelos digitales y herramientas avanzadas de análisis permitirá desarrollar infraestructuras capaces de supervisar, aprender y adaptarse continuamente a las condiciones de operación, fortaleciendo la eficiencia energética, la sostenibilidad y la competitividad industrial. En este escenario, el principal reto no será únicamente incorporar nuevas tecnologías, sino integrarlas de forma segura, interoperable y orientada a resolver problemas reales de la ingeniería electromecánica.

5.4. Conclusiones

La inteligencia artificial se ha consolidado como una de las tecnologías habilitadoras más relevantes dentro de la transformación digital de los sistemas electromecánicos, al proporcionar mecanismos capaces de convertir grandes volúmenes de información operativa en conocimiento útil para la supervisión, optimización y automatización de procesos. Su integración con sensores inteligentes, plataformas IoT, sistemas ciberfísicos y arquitecturas de Edge AI ha ampliado significativamente las capacidades de monitoreo disponibles, permitiendo evolucionar desde esquemas tradicionales basados en supervisión reactiva hacia modelos fundamentados en análisis predictivo y toma de decisiones basada en datos.

El análisis desarrollado a lo largo de este capítulo permitió identificar que la efectividad de los sistemas inteligentes depende no solamente de los algoritmos utilizados, sino también de la calidad de los datos, la infraestructura tecnológica disponible y la adecuada integración entre hardware, software y conocimiento del proceso industrial. En este contexto, el aprendizaje automático y el aprendizaje profundo han demostrado una elevada capacidad para identificar patrones complejos asociados con variables eléctricas, mecánicas, térmicas y ambientales, facilitando el desarrollo de aplicaciones orientadas al mantenimiento predictivo, la optimización energética y la detección temprana de anomalías.

El análisis realizado también evidencia que la inteligencia artificial, por sí sola, no garantiza el desarrollo de sistemas inteligentes más eficientes. Su verdadero potencial surge cuando se integra de manera coordinada con sensores, plataformas IoT, sistemas ciberfísicos, dispositivos Edge AI y herramientas de análisis de datos, conformando arquitecturas capaces de adquirir, interpretar y utilizar información para apoyar la toma de decisiones en tiempo real.

Particularmente, el aprendizaje profundo ha ampliado significativamente las capacidades de análisis disponibles, permitiendo procesar información compleja procedente de imágenes, señales y registros operativos. Como señalan LeCun et al. (2015), estas arquitecturas representan uno de los pilares tecnológicos sobre los cuales se sustenta gran parte de los avances recientes en inteligencia artificial, contribuyendo al desarrollo de sistemas electromecánicos más inteligentes y adaptativos.

La visión artificial representa uno de los campos de aplicación con mayor potencial dentro de la ingeniería electromecánica debido a su capacidad para complementar la información proporcionada por los sensores convencionales. La utilización de modelos avanzados de detección y reconocimiento visual permite incorporar nuevas fuentes de información relacionadas con ocupación de espacios, condiciones operativas, seguridad industrial e inspección automatizada, ampliando las posibilidades de supervisión y control inteligente en entornos industriales y edificios inteligentes.

Particularmente, el desarrollo de modelos de detección en tiempo real como YOLO, introducido por Redmon et al. (2016), ha ampliado las capacidades de supervisión disponibles al permitir integrar análisis visual con sistemas de control, plataformas IoT y estrategias de optimización energética. Estas capacidades favorecen la implementación de soluciones inteligentes capaces de responder dinámicamente a las condiciones de operación observadas.

Asimismo, se evidenció que la convergencia entre inteligencia artificial y eficiencia energética constituye una de las áreas con mayor impacto potencial para el desarrollo sostenible. La capacidad de analizar continuamente variables operativas y energéticas permite identificar condiciones de funcionamiento ineficientes, optimizar parámetros de operación y reducir consumos innecesarios sin comprometer la calidad de los procesos. Desde esta perspectiva, la inteligencia artificial no debe considerarse únicamente una herramienta de automatización, sino también un mecanismo para incrementar la sostenibilidad y resiliencia de los sistemas electromecánicos modernos.

Las plataformas de implementación analizadas muestran que el avance de tecnologías como Raspberry Pi, NVIDIA Jetson Orin Nano y otras arquitecturas de Edge AI está facilitando el despliegue de soluciones inteligentes directamente en el entorno donde se generan los datos. Esta tendencia favorece aplicaciones en tiempo real, reduce la dependencia de servicios remotos y amplía las posibilidades de adopción en sectores industriales, educativos y de servicios, incluso en contextos con recursos limitados.

En base a lo explicado se ha observado que bibliotecas especializadas como PyTorch han contribuido a democratizar el desarrollo de modelos avanzados de aprendizaje profundo, facilitando la implementación de aplicaciones de visión artificial, análisis predictivo y sistemas inteligentes orientados a la ingeniería electromecánica. Como señalan Paszke et al. (2019), estas herramientas constituyen uno de los pilares tecnológicos que sustentan la rápida evolución de la inteligencia artificial contemporánea.

En este sentido, los principios del edge computing descritos por Shi et al. (2016) proporcionan la base conceptual para el desarrollo de sistemas capaces de procesar información localmente y responder de manera inmediata ante cambios en las condiciones de operación. Estas características permiten ampliar las posibilidades de implementación de inteligencia artificial en aplicaciones electromecánicas donde la baja latencia y la disponibilidad continua constituyen requisitos críticos.

Finalmente, las tendencias emergentes asociadas con Industria 5.0, gemelos digitales inteligentes, Edge AI e inteligencia artificial generativa sugieren que la ingeniería electromecánica evolucionará hacia ecosistemas cada vez más conectados, colaborativos y adaptativos. En este escenario, los futuros profesionales deberán desarrollar competencias que integren conocimientos de automatización, electrónica, programación, análisis de datos e inteligencia artificial, con el propósito de diseñar soluciones capaces de responder a los desafíos

energéticos, productivos y ambientales de las próximas décadas. La convergencia de estas tecnologías no solo transformará la operación de los sistemas electromecánicos, sino que redefinirá la forma en que se conciben, diseñan y gestionan las infraestructuras inteligentes del futuro.

En conclusión, la inteligencia artificial continuará desempeñando un papel estratégico en la transformación digital de la ingeniería electromecánica, no como una tecnología aislada, sino como parte de un ecosistema integrado que combina sensores inteligentes, Internet de las Cosas, visión artificial, Edge AI, sistemas ciberfísicos y análisis avanzado de datos. La capacidad para integrar estas tecnologías de manera eficiente, segura y orientada a resolver problemas reales constituirá uno de los principales factores que definirán la competitividad, sostenibilidad y resiliencia de los sistemas electromecánicos en las próximas décadas.

Referencias

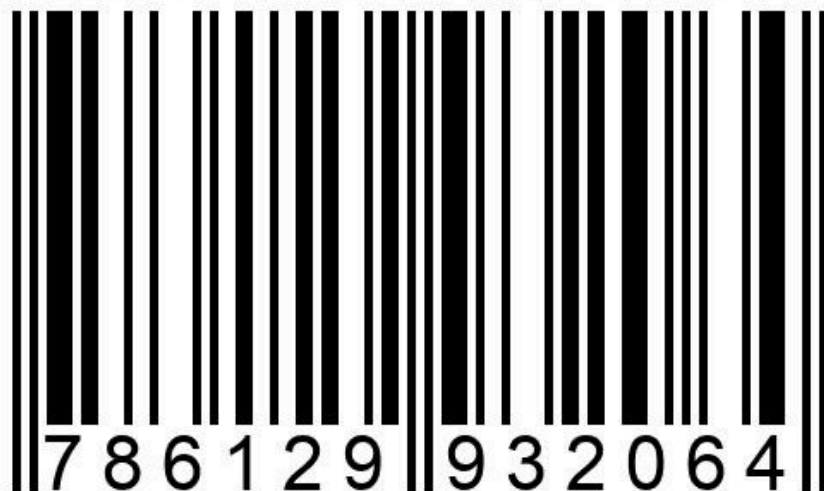
- Abadi, M., Agarwal, A., Barham, P., Brevdo, E., Chen, Z., Citro, C., Corrado, G. S., Davis, A., Dean, J., Devin, M., et al. (2016). *TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous systems*. TensorFlow. <https://www.tensorflow.org/>
- Al-Fuqaha, A., Guizani, M., Mohammadi, M., Aledhari, M., & Ayyash, M. (2015). Internet of Things: A survey on enabling technologies, protocols, and applications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 17(4), 2347–2376. <https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2444095>
- Bradski, G., & Kaehler, A. (2017). *Learning OpenCV 3: Computer vision in C++ with the OpenCV library*. O'Reilly Media.
- Breivold, H. P., & Sandström, K. (2025). Edge AI and distributed intelligence for industrial cyber-physical systems: Challenges and opportunities. *Journal of Industrial Information Integration*, 42, 100731. <https://doi.org/10.1016/C2023-0-51364-3>
- Breque, M., De Nul, L., & Petridis, A. (2021). *Industry 5.0: Towards a sustainable, human-centric and resilient European industry*. European Commission. <https://op.europa.eu/publication-detail/-/publication/468a892a-5097-11eb-b59f-01aa75ed71a1>
- Carvalho, T. P., Soares, F. A. A. M. N., Vita, R., Francisco, R. P., Basto, J. P., & Alcalá, S. G. S. (2019). A systematic literature review of machine learning

- methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 137, 106024. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106024>
- Géron, A. (2022). *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow* (3rd ed.). O'Reilly Media. <http://14.139.161.31/OddSem-0822-1122/Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn-Keras-and-TensorFlow-2nd-Edition-Aurelien-Geron.pdf>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press. <http://www.deeplearningbook.org>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). *An introduction to statistical learning: With applications in R* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1418-1>
- Jamwal, A., Agrawal, R., Sharma, M., Kumar, V., Kumar, S., & Gupta, R. (2022). Industry 4.0 technologies for manufacturing sustainability: A systematic review and future research directions. *Applied Sciences*, 12(11), 5725. <https://doi.org/10.3390/app11125725>
- Jardine, A. K. S., Lin, D., & Banjevic, D. (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(7), 1483–1510. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.09.012>
- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., Suman, R., & Gonzalez, E. S. (2022). Understanding the adoption of Industry 4.0 technologies in improving environmental sustainability. *Sustainable Operations and Computers*, 3, 203–217. <https://doi.org/10.1016/j.susoc.2022.01.008>
- Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2024). *Ultralytics YOLO Documentation*. Ultralytics. <https://docs.ultralytics.com/>
- Kusiak, A. (2018). Smart manufacturing. *International Journal of Production Research*, 56(1–2), 508–517. <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1351644>
- Kusiak, A. (2024). Smart manufacturing powered by artificial intelligence. *Journal of Manufacturing Systems*, 73, 320–330. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2024.02.005>

- Lasi, H., Fettke, P., Kemper, H., Feld, T., & Hoffmann, M. (2014). Industry 4.0. *Business & Information Systems Engineering*, 6(4), 239–242. <https://doi.org/10.1007/s12599-014-0334-4>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2015). A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18–23. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001>
- Mobley, R. K. (2020). *An introduction to predictive maintenance* (3rd ed.). Butterworth-Heinemann. <https://doi.org/10.1016/B978-075067531-4/50006-3>
- Mourtzis, D., Angelopoulos, J., Panopoulos, N., & Boli, N. (2024). Integration of extended reality and CAE in the context of industry 4.0. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 38(7), 929–951. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2024.2397820>
- NVIDIA. (2024). *Jetson Orin Nano Developer Kit User Guide*. NVIDIA Corporation. <https://docs.nvidia.com/jetson/orin-nano-devkit/user-guide/latest/index.html>
- Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury, J., Chanan, G., Killeen, T., Lin, Z., Gimelshein, N., Antiga, L., Desmaison, A., Köpf, A., Yang, E., DeVito, Z., Raison, M., Tejani, A., Chilamkurthy, S., Steiner, B., Fang, L., & Chintala, S. (2019). PyTorch: An imperative style, high-performance deep learning library. En H. Wallach et al. (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 32). Curran Associates, Inc. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1912.01703>
- Raspberry Pi Foundation. (2024). *Raspberry Pi Documentation*. Raspberry Pi Ltd. <https://www.raspberrypi.com/documentation/>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. En *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 779–788). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson. http://lib.ysu.am/disciplines_bk/efdd4d1d4c2087fe1cbe03d9ced67f34.pdf

- Schwab, K. (2017). The fourth industrial revolution. World Economic Forum
https://law.unimelb.edu.au/data/assets/pdf_file/0005/3385454/Schwab-The_Fourth_Industrial_Revolution_Klaus_S.pdf
- Shi, W., Cao, J., Zhang, Q., Li, Y., & Xu, L. (2016). Edge computing: Vision and challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 3(5), 637–646.
<https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2579198>
- Szeliski, R. (2022). *Computer vision: Algorithms and applications* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-34372-9>
- Tan, M., Pang, R., & Le, Q. V. (2020). EfficientDet: Scalable and efficient object detection. En *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 10781–10790).
<https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.01079>
- Tao, F., Xiao, B., Qi, Q., Cheng, J., & Ji, P. (2022). Digital twins and cyber-physical systems toward smart manufacturing and Industry 5.0. *Engineering*, 9, 56–74. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.01.014>

ISBN: 978-612-99320-6-4



9 786129 932064