IA generativa en la fabricación avanzada. Una revisión y un caso de uso en la electrónica de potencia

Haber, R. [a],*, Castaño, F. [a], Villalonga, A. [a] Cruz, Y., Sánchez T., [a] Arenas, J. [b] Cantero, J. [b]

[a] *Centro de Automática y Robótica (CAR-CSIC), Consejo Superior de Investigaciones Científicas, Ctra. M300 Campo Real Km 0,200, 28500 Arganda del Rey, Madrid, España.*

[a] *Fagor Automation S. Coop. Barrio de San Andrés 19. Mondragón. Guipúzcoa. España.*

Resumen

La Inteligencia Artificial está transformando la fabricación avanzada mediante gemelos digitales, modelos generativos, aprendizaje federado y sistemas explicables. Este trabajo revisa estos avances y los conecta con el proyecto europeo Moore4Power, centrado en la próxima generación de sistemas y componentes de electrónica de potencia. El enfoque combina modelos multifísicos, estimación probabilística de vida útil remanente e IA generativa para apoyar el mantenimiento predictivo de dispositivos IGBT y SiC MOSFET. Se identifican oportunidades y límites para el despliegue industrial, incluyendo interoperabilidad, incertidumbre, explicabilidad y validación en condiciones reales.

Palabras clave: Inteligencia Artificial, fabricación avanzada, electrónica de potencia, vida útil remanente, gemelo digital, mantenimiento predictivo, Industria 5.0.

Generative AI in power electronics manufacturing

Abstract

Artificial Ontelligence is transforming advanced manufacturing through digital twins, generative models, federated learning and explainable systems. This paper reviews these advances and links them to the European Moore4Power project, focused on power electronics. The approach combines multiphysics modelling, probabilistic remaining-useful-life estimation and generative AI to support predictive maintenance of IGBT and SiC MOSFET devices. Opportunities and limits for industrial deployment are identified, including interoperability, uncertainty, explainability and validation under real operating conditions.

Keywords: Artificial Intelligence, advanced manufacturing, power electronics, remaining useful life, digital twin, predictive maintenance, Industry 5.0.

1. Introducción

La fabricación avanzada se encuentra en una transición acelerada desde entornos digitalizados pero esencialmente reactivos hacia sistemas de producción capaces de percibir, predecir y adaptarse. En Europa, esta transición se produce bajo una doble presión: mantener competitividad industrial y reducir el impacto energético y material de los procesos. La fabricación industrial representa aproximadamente el 24,6% del consumo energético europeo, mientras que solo el 12,2% de los materiales utilizados proceden de fuentes recicladas (Eurostat, 2024). En este contexto, la Inteligencia Artificial (IA) no debe entenderse únicamente como una herramienta de automatización, sino como una infraestructura de decisión para operar fábricas más eficientes, trazables y resilientes.

La IA industrial ya no se limita a modelos de clasificación aislados, sino que integra analítica de grandes datos, percepción avanzada, sistemas autónomos, gemelos digitales, robótica, logística, sostenibilidad, IA generativa, aprendizaje informado por la física, IA explicable y modelos fundacionales. La IA industrial debe, por tanto, optimizar procesos, pero también explicar sus recomendaciones, respetar restricciones físicas y apoyar al operador humano en lugar de desplazarlo de la toma de decisión.

Existen cinco barreras recurrentes: calidad de datos, falta de interpretabilidad, dificultad para integrar leyes físicas, problemas de adaptación de dominio y complejidad del despliegue en producción real. Estas barreras son especialmente críticas en electrónica de potencia, donde los fallos pueden tener consecuencias económicas y operativas significativas.

Este trabajo revisa de forma breve las líneas de IA más relevantes para la fabricación avanzada y las conecta con uno de los proyectos europeos más ambiciosos: el proyecto Moore4Power 2026-2029 (GA 101252572). El objetivo de este trabajo, por tanto, no es una revisión generalista, sino

*Autor para correspondencia: rodolfo.haber@csic.es

Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

centrado en la aplicación de IA generativa y modelos híbridos a la predicción de vida útil remanente (*remaining useful life*, RUL) de dispositivos IGBT y SiC MOSFET. Estos componentes son críticos en accionamientos industriales, inversores, convertidores y sistemas de electrificación. La predicción fiable de su degradación permite planificar mantenimiento, evitar sustituciones prematuras y reducir paradas no planificadas.

La predicción de RUL presenta desafíos específicos: los datos reales de fallo son escasos, los ensayos acelerados no siempre reproducen todas las condiciones de operación, la variabilidad entre dispositivos es elevada y las aplicaciones industriales requieren estimaciones probabilísticas con incertidumbre calibrada, no solo valores puntuales (Cruz et al., 2025). Por ello, se plantea como una extensión metodológica e industrial de trabajos previos en PowerizeD, incorporando modelos físicos, aprendizaje generativo, transferencia de conocimiento y explicabilidad para apoyar decisiones de mantenimiento.

El artículo se organiza como sigue. La Sección 2 revisa los pilares tecnológicos de IA en fabricación inteligente. La Sección 3 sintetiza los desafíos abiertos. La Sección 4 presenta el caso Moore4Power. La Sección 5 discute implicaciones de despliegue industrial y la Sección 6 resume las conclusiones.

2. Revisión del estado del arte

2.1. IA industrial y fabricación inteligente

La IA industrial puede definirse como la aplicación de técnicas de IA, aprendizaje automático, conocimiento de dominio y sistemas de información a problemas industriales con requisitos de rendimiento sostenible. Nti et al. (2022) identificaron el mantenimiento predictivo, el control de calidad y la optimización de procesos como áreas de mayor impacto. El-Maraghy (2024) revisó la relación entre Industria 4.0 e Industria 5.0 y destacó que la transición no consiste solo en añadir sensores, sino en rediseñar la interacción entre tecnología, organización y personas.

La fabricación inteligente entre 2025 y 2035 estará conducida por la IA generativa, IA agéntica, modelos de lenguaje industriales y modelos fundacionales (Lee et al., 2026). Esta visión es relevante para el ámbito de los semiconductores porque la electrónica de potencia combina fenómenos físicos complejos, datos limitados y necesidad de decisiones fiables. Los modelos puramente estadísticos son insuficientes si no incorporan conocimiento de degradación, límites térmicos, condiciones de carga y estructura causal del proceso.

En la fabricación, la IA aporta valor cuando convierte datos en acciones verificables. Para ello se requiere una cadena completa: adquisición de datos, contextualización, modelado, estimación de incertidumbre, explicación y recomendación operativa. Esta cadena distingue la IA industrial de una aplicación meramente algorítmica. En el caso de RUL, el resultado útil no es solo una predicción de ciclos restantes, sino una recomendación de mantenimiento comprensible para el ingeniero y compatible con las restricciones de producción.

2.2. Gemelos digitales y aprendizaje informado por la física

Los gemelos digitales han evolucionado desde modelos de simulación hacia representaciones virtuales sincronizadas con datos reales, capaces de monitorización, predicción y optimización (Nguyen et al., 2025). Soori et al. (2023) revisaron el gemelo digital para fabricación inteligente y destacaron su papel como puente entre sistemas físicos y decisiones digitales. Alfaro-Viquez et al. (2025) organizaron las aplicaciones de gemelos digitales basados en IA en tres dimensiones: operador, proceso y producto, lo que encaja con la visión de Industria 5.0.

La integración de aprendizaje informado por la física constituye una línea clave para superar la dependencia exclusiva de datos etiquetados. Las redes neuronales informadas por la física y los operadores neuronales incorporan restricciones de modelos físicos en el entrenamiento, permitiendo generalización a condiciones no observadas (Goswami et al., 2025). En electrónica de potencia, esta aproximación es especialmente pertinente porque los mecanismos de degradación tienen base térmica, eléctrica y mecánica: fatiga de uniones, degradación de capas de contacto, cambios de resistencia térmica y envejecimiento de encapsulados.

Dai et al. (2025) mostraron cómo la IA generativa y predictiva puede integrarse en sistemas de gemelo digital para fabricación. En el ámbito de los semiconductores y los componentes para electrónica de potencia, esta idea se traduce en combinar modelos electro-térmico-mecánicos con modelos generativos que produzcan trayectorias plausibles de degradación, manteniendo coherencia física. Liu et al. (2024) aportaron evidencia sobre redes de grietas por fatiga en capas *die-attach* de módulos IGBT bajo ciclado de potencia, un fenómeno directamente relacionado con la necesidad de gemelos digitales térmicos y modelos de RUL.

El valor de un gemelo digital no se limita a reproducir el estado actual del sistema. Su utilidad industrial surge cuando permite ensayar y evaluar diferentes escenarios: cambios de carga, perfiles térmicos, estrategias de reducción de esfuerzo y políticas de mantenimiento. Para que esto sea aceptable en planta, el gemelo debe ofrecer tiempos de respuesta compatibles con operación real y comunicar la incertidumbre de sus predicciones.

2.3. IA generativa, agentes y modelos fundacionales

La IA agéntica introduce sistemas capaces de razonar sobre objetivos, planificar acciones y coordinar herramientas o modelos especializados. Ren et al. (2025) revisaron los conceptos de agentes de IA y sistemas agénticos para fabricación futura, destacando el papel de modelos de lenguaje y modelos multimodales. Wang et al. (2024) propusieron la arquitectura *Mixture-of-Agents*, que combina rutas de razonamiento de distintos agentes. Aunque estas técnicas son prometedoras, su uso industrial exige separar el razonamiento probabilístico de la ejecución de control certificada.

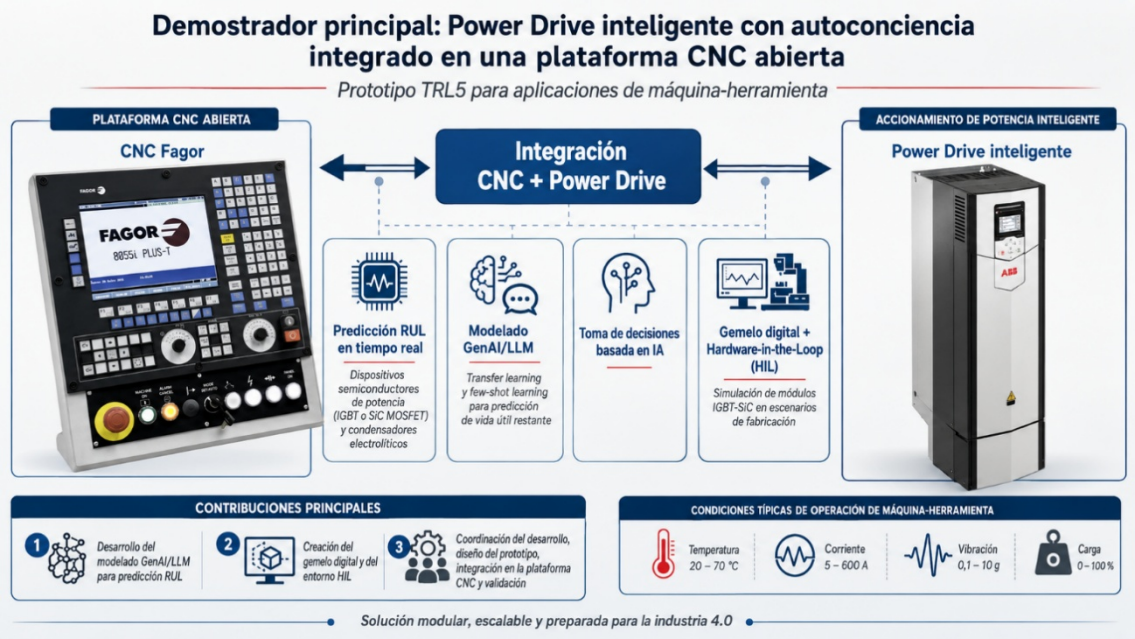


Figura 1 Esquema conceptual

La IA generativa es sin dudas una de las tecnologías emergentes con mayor potencial para fabricación inteligente, junto con aprendizaje informado por la física, IA semántica, modelos fundacionales, IA explicable y RAMS integrados con IA. Esta clasificación es clave en el posicionamiento de la Iniciativa Europea conjunta CHIPS y los semiconductores: no se trata de que la IA generativa resuelve por sí sola el mantenimiento predictivo, sino que la clave está en integrarla con restricciones físicas, datos de envejecimiento, transferencia de conocimiento y supervisión humana.

En predicción del RUL, los modelos generativos pueden aportar dos ventajas. Primero, permiten generar trayectorias futuras plausibles en lugar de una única estimación determinista. Segundo, pueden apoyar el aprendizaje con pocos datos al transferir patrones de degradación entre dispositivos o condiciones. Sin embargo, estas ventajas deben validarse con métricas de calibración, robustez y consistencia física; de lo contrario, el modelo podría producir escenarios estadísticamente verosímiles pero físicamente incoherentes.

2.4. Calidad, explicabilidad y datos industriales

La fabricación cero defectos combina detección temprana, diagnóstico y corrección adaptativa. Psarommatis y Azam (2024) mostraron el estado actual de la fabricación cero defectos y señalaron la necesidad de integrar estrategias predictivas, preventivas y de planificación. En aplicaciones de inspección visual, Alonso et al. (2025) demostraron en la línea piloto GAMHE 5.0 que la generación de datos sintéticos puede mejorar la detección temprana de defectos en paneles termoaislantes mediante segmentación basada en U-Net.

La explicabilidad es un requisito transversal. Patel et al. (2025) revisaron métodos de IA explicable en fabricación y mostraron que las explicaciones deben adaptarse al contexto operativo. En mantenimiento predictivo, una explicación útil no debe limitarse a indicar qué variable tuvo mayor peso estadístico, sino relacionar la anomalía con un mecanismo físico: aumento de resistencia térmica, deriva de temperatura de unión, fatiga de *bond-wires* o degradación de la interfaz. Esta traducción de explicación estadística a explicación causal es central para la aceptación industrial.

La calidad de los datos condiciona la efectividad de las soluciones tecnológicas. Los datos industriales suelen ser ruidosos, incompletos o inconsistentes, lo que compromete el entrenamiento y la fiabilidad de modelo). Este rasgo es también distintivo en el RUL: los ensayos acelerados proporcionan datos útiles pero limitados; los datos de planta son más representativos, pero incluyen ruido, cambios de régimen, paradas programadas y eventos no etiquetados.

2.5. Interoperabilidad, aprendizaje federado y despliegue

La fragmentación de datos entre máquinas, líneas y organizaciones es una barrera recurrente. Busboom (2024) analizó la generación automatizada de modelos de información OPC UA y mostró la importancia de modelos semánticos para interoperabilidad industrial. El aprendizaje federado permite entrenar modelos compartidos sin centralizar datos sensibles, una posibilidad relevante para cadenas de valor de electrónica de potencia donde los datos pueden estar distribuidos entre fabricantes de semiconductores, integradores, usuarios finales y centros de investigación (Hegiste y Legler, 2022; Leng et al., 2025).

No obstante, el aprendizaje federado no elimina todos los problemas. Persisten diferencias de sensores, cambios de protocolo, restricciones de comunicación y necesidad de trazabilidad. En aplicaciones de mantenimiento predictivo, el modelo debe registrar qué datos se usaron, con qué versión de algoritmo, bajo qué condiciones y con qué incertidumbre. Esta trazabilidad es indispensable para auditoría técnica y para que el operador pueda confiar en la recomendación.

La integración con infraestructura heredada es igualmente crítica. Muchas fábricas combinan controladores antiguos, máquinas sin conectividad nativa y plataformas modernas. Por ello, una arquitectura realista debe admitir sensores externos, nodos *edge*, protocolos industriales y mecanismos de sincronización. La línea piloto GAMHE 5.0 proporciona un entorno intermedio entre laboratorio y planta, útil para validar

comunicación, adquisición de datos y modelos antes de escalar a producción.

2.6. Centralidad humana, sostenibilidad y seguridad operaciónal

La Industria 5.0 exige que los sistemas de IA sean útiles para las personas. Esto implica explicabilidad contextual, supervisión humana, adaptación al usuario y comunicación clara de incertidumbre. Los modelos de caja negra pueden ser difíciles de validar y de aceptar por ingenieros en aplicaciones de alto impacto. En el ámbito del mantenimiento predictivo de semiconductores, esta cuestión se pone de manifiesto en la necesidad de convertir predicciones de degradación en recomendaciones interpretables de operación, mantenimiento o reducción temporal de carga.

La sostenibilidad también debe evaluarse de forma sistémica. Extender la vida útil de módulos IGBT y SiC MOSFET mediante mantenimiento predictivo puede reducir sustituciones prematuras y paradas no planificadas. Sin embargo, el beneficio debe analizarse teniendo en cuenta el coste de sensores, cómputo y validación. Por ello, la estrategia más coherente es considerar un marco verificable de IA generativa y modelos físico-informados.

2.7. Percepción, datos y autonomía en planta

El estado del arte muestra grandes esfuerzos de la comunidad científica en el campo de la analítica de grandes datos industriales, sensorización avanzada, percepción, sistemas autónomos, robótica y fabricación sostenible (Lee et al., 2026).

La sensorización avanzada aporta información de mayor resolución, pero también aumenta la complejidad de integración. La combinación de sensores físicos, sensores virtuales y variables calculadas permite estimar magnitudes difíciles de medir directamente, como temperatura de unión, resistencia térmica efectiva o esfuerzo mecánico acumulado. Sin embargo, estas estimaciones deben estar en consonancia con el proceso físico en cuestión: régimen de carga, cambios de ciclo, paradas, alarmas y mantenimiento previo. Si falta ese contexto, el modelo puede confundir una transición normal de operación con una anomalía.

La autonomía industrial debe entenderse de forma gradual. En un primer nivel, la IA informa al operador; en un segundo nivel, recomienda acciones; en un tercero, coordina decisiones bajo supervisión; y solo en niveles superiores ejecuta acciones con control certificado. En el proyecto Moore4Power, la posición razonable es la decisión supervisada: el sistema estima RUL, explica la causa probable de degradación y propone mantenimiento o reducción de carga, pero la ejecución queda integrada en procedimientos industriales existentes.

Esta distinción es importante para evitar una interpretación excesiva del término “IA generativa”. En fabricación, generar trayectorias posibles de degradación no equivale a operar autónomamente una planta. La generación debe estar acotada por modelos físicos, validada con datos experimentales y presentada al usuario con incertidumbre. De este modo, la IA generativa se convierte en una herramienta de análisis de escenarios y no en una caja negra de decisión.

2.8. Modelos fundacionales y mantenimiento predictivo

Los modelos fundacionales e industriales pueden reducir el esfuerzo de adaptación entre máquinas, líneas de producción y plantas, pero su uso en mantenimiento predictivo requiere datos de alta calidad y conocimiento de dominio. Los modelos entrenados pueden degradar su rendimiento al aplicarse a otro dominio. En el campo de los semiconductores y la electrónica de potencia, este problema aparece cuando se intenta transferir un modelo entrenado en un conjunto de envejecimiento acelerado a dispositivos con encapsulado, material, refrigeración o perfil de carga diferentes.

El aprendizaje por transferencia y el *few-shot learning* son, por tanto, elementos centrales que serán abordados en el proyecto Moore4Power. Su objetivo es reducir la necesidad de ensayos destructivos extensos, aprovechando conocimiento previo de dispositivos similares. No obstante, la transferencia debe verificarse de forma cuantitativa: error de predicción, calibración de intervalos, sensibilidad ante ruido, estabilidad ante cambios de carga y coherencia física de la trayectoria generada.

2.9. Relevancia para la electrónica de potencia

La electrónica de potencia es un dominio especialmente exigente para la IA. Los IGBT y SiC MOSFET trabajan bajo ciclos térmicos y eléctricos que inducen degradación acumulativa. La misma lectura de temperatura o corriente puede tener significado distinto según el historial del dispositivo, su montaje, su refrigeración y la estrategia de control del convertidor. Por esta razón, los modelos de RUL deben combinar datos operativos con conocimiento físico y con información de diseño.

La literatura reciente sobre gemelos digitales y aprendizaje informado por la física muestra una dirección clara: usar modelos físicos para limitar el espacio de soluciones y modelos de datos para capturar variabilidad no modelada (Nguyen et al., 2025; Goswami et al., 2025). En el contexto de los semiconductores y de la electrónica de potencia, esta combinación permite plantear una arquitectura en la que el modelo generativo no opera de forma libre, sino condicionado por estados físicos plausibles y por restricciones de seguridad.

Desde una perspectiva de la fábrica del futuro, la contribución no termina en el algoritmo. Un sistema de mantenimiento predictivo debe integrarse con planificación, disponibilidad de repuestos, criticidad del equipo y carga de producción. Si la recomendación llega demasiado tarde, no evita el fallo; si llega demasiado pronto, puede inducir sustituciones prematuras. Por ello, la evaluación debe incluir métricas técnicas y operativas: error de RUL, calibración, tiempo de aviso, reducción de paradas y aceptación por usuarios técnicos.

2.10. Del dato a la acción industrial

Es esencial distinguir entre medición, razonamiento y acción. En fabricación inteligente, el dato crudo no tiene valor por sí solo: debe convertirse en información contextualizada, después en diagnóstico y finalmente en una acción viable. Este flujo es especialmente visible en mantenimiento predictivo. La señal eléctrica o térmica de un módulo de potencia primero debe filtrarse y sincronizarse; después debe asociarse a un estado de degradación; finalmente debe transformarse en una decisión de mantenimiento compatible con la planificación de la planta.

La etapa de razonamiento requiere modelos que sean a la vez precisos y verificables. Las técnicas de caja negra pueden ser útiles como componentes predictivos, pero el sistema completo debe permitir auditoría. De este modo, la

recomendación final debería poder responder a tres preguntas: qué se predice, con qué incertidumbre y qué mecanismo o principios físicos se justifican. Sin estas tres respuestas, la predicción de RUL sería difícil de integrar en una decisión industrial real.

La etapa de toma de decisión/acciones de control no debe confundirse con control autónomo sin restricciones. En un entorno de electrónica de potencia, una recomendación puede activar la reducción temporal de carga, una inspección programada, la sustitución preventiva o el seguimiento intensivo. Cada acción tiene coste y riesgo. Por ello, la salida del modelo debe integrarse en una política de decisión que tenga en cuenta criticidad del equipo, disponibilidad de repuestos, restricciones de producción y tolerancia al riesgo.

2.11. RAMS, confianza y validación

La revisión del estado del arte y las tendencias en la fabricación inteligente muestran explícitamente la integración de fiabilidad, disponibilidad, mantenibilidad y seguridad (RAMS) con la IA y el aprendizaje automático. Este aspecto es esencial para la electrónica de potencia: un modelo de RUL no se evalúa únicamente por su error medio, sino por su contribución a la disponibilidad del sistema y por su capacidad para evitar una toma de decisión poco fiable. Un modelo con buen RMSE pero mala calibración podría generar confianza injustificada; un modelo con mayor error medio pero intervalos bien calibrados podría ser más útil para mantenimiento.

La validación debe incluir escenarios normales y anómalos. En condiciones normales, el sistema debe evitar falsas alarmas que generen fatiga operativa o mantenimiento innecesario. En condiciones anómalas, debe detectar cambios tempranos sin retrasar la alerta. Además, el sistema debe documentar límites de validez: tipo de dispositivo, rango de temperatura, perfil de carga, sensores disponibles y calidad mínima de datos. Esta documentación forma parte de la ingeniería del sistema, no de una etapa administrativa posterior.

La confianza del usuario técnico depende también de la estabilidad de las explicaciones. Si ante condiciones similares el modelo ofrece causas distintas sin una justificación clara, la aceptación se reduce. Por ello, la explicabilidad debe evaluarse con criterios de consistencia, utilidad y relación con el conocimiento físico. En el ámbito del mantenimiento predictivo de componentes electrónicos de potencia, las explicaciones deberían vincular las anomalías con variables de degradación plausibles, como incremento de resistencia térmica, acumulación de estrés por ciclado o desviaciones del patrón eléctrico esperado.

2.12. Criterios de evaluación industrial

Un sistema de IA para RUL en electrónica de potencia debe evaluarse con criterios más amplios que la precisión. El primer criterio es la exactitud predictiva, medida mediante error medio, RMSE u otras métricas adecuadas. El segundo es la calibración: si el sistema declara un intervalo de confianza, la frecuencia real de aciertos debe corresponderse con esa confianza. El tercero es el tiempo de aviso, es decir, cuántos ciclos u horas antes del fallo se emite una recomendación útil.

El cuarto criterio es la explicabilidad. La explicación debe ser comprensible para un ingeniero de mantenimiento y debe estar conectada con variables físicas interpretables. El quinto criterio es la robustez ante cambios de dominio, incluyendo otros dispositivos, perfiles de carga o condiciones térmicas. El sexto criterio es la integrabilidad: el sistema debe poder conectarse a los flujos de datos y mantenimiento existentes sin exigir una reorganización completa de la planta.

Por último, la evaluación debe informar los límites de uso. Un modelo puede ser válido para una familia concreta de IGBT, un rango de temperatura y un perfil de carga, pero no para cualquier convertidor o cualquier escenario de operación. La evaluación debería incluir además un análisis de sensibilidad. En un sistema de potencia, pequeñas diferencias en temperatura, corriente o frecuencia de conmutación pueden producir grandes diferencias acumuladas en degradación. Un modelo robusto debe mostrar cómo cambia la predicción cuando se perturban las entradas dentro de rangos plausibles. Este análisis ayuda a detectar dependencia excesiva de una variable concreta o comportamientos inestables ante ruido de sensor.

También es necesario evaluar el coste de decisión. Una falsa alarma puede provocar mantenimiento innecesario, pero una alarma tardía puede generar una parada no planificada. Por ello, las métricas de IA deben conectarse con métricas industriales: coste de mantenimiento, disponibilidad del equipo, riesgo de fallo, consumo energético y continuidad de producción. Esta conexión convierte la evaluación del modelo en una evaluación del sistema completo.

2.6. Desafíos de investigación

Se identifican seis desafíos principales. El primero es el compromiso entre fidelidad y latencia: los modelos multifísicos detallados pueden ser precisos pero lentos, mientras que los sustitutos de aprendizaje automático son rápidos pero pueden generalizar mal fuera de sus condiciones de entrenamiento (Nguyen et al., 2025; Goswami et al., 2025). El segundo es la incertidumbre: en el mantenimiento predictivo, la toma de decisión depende de intervalos de confianza calibrados, no solo de una media estimada de RUL.

El tercer desafío es la adaptación de dominio. Un modelo entrenado con datos de un conjunto de envejecimiento acelerado puede no trasladarse directamente a otra familia de dispositivos, otro convertidor o un perfil de carga real. El cuarto es la explicabilidad física: las recomendaciones deben vincularse a mecanismos de degradación comprensibles por el ingeniero. El quinto es la interoperabilidad, especialmente cuando los datos proceden de sensores, equipos y protocolos heterogéneos. El sexto es la validación industrial: las mejoras demostradas en laboratorio deben confirmarse en condiciones de operación real. Estos desafíos justifican la combinación de IA generativa, modelos físicos, aprendizaje por transferencia, *few-shot learning* y módulos de decisión supervisados.

3. Caso de estudio: proyecto Moore4Power

El proyecto Moore4Power (GA 101252572), aborda la electrónica de potencia mediante el paradigma “Más que Moore”, orientado a superar la mejora incremental de semiconductores mediante integración heterogénea, modelado avanzado y monitorización basada en IA. El caso de estudio se centra en la predicción de RUL de dispositivos IGBT y SiC MOSFET, con aplicación a accionamientos industriales y convertidores de potencia.

La metodología se estructura en cinco bloques. El primero integra modelado multifísico eléctrico, térmico y mecánico de

dispositivos de potencia. El segundo desarrolla estimación de RUL mediante IA generativa, *few-shot learning* y transferencia de conocimiento. El tercero incorpora detección de anomalías con IA explicable. El cuarto traduce predicciones en recomendaciones de mantenimiento predictivo y estrategias de reducción de carga. El quinto aplica diseño de experimentos automatizado para optimizar perfiles de envejecimiento acelerado y seleccionar condiciones informativas. Se pretende pasar de modelos de pronóstico probabilístico ya evaluados a modelos generativos con restricciones físicas y adaptación rápida. El impacto esperado se sustenta en términos de reducción de inactividad no planificada, mejora de planificación de mantenimiento y reducción de consumo energético por unidad. Estas metas deben interpretarse como objetivos de proyecto.

La adopción industrial requerirá que las recomendaciones de RUL sean accionables. Un ingeniero de mantenimiento necesita saber si debe continuar operación normal, programar mantenimiento preventivo, reducir carga o escalar una alerta. Por ello, la interfaz debe comunicar no solo el valor de RUL, sino su intervalo de confianza, el mecanismo físico probable y la consecuencia de ignorar la recomendación. Esta es una cuestión tanto técnica como ergonómica.

Finalmente, la electrónica de potencia ofrece un campo especialmente adecuado para la IA industrial: combina datos de sensores, modelos físicos, restricciones de seguridad, degradación acumulativa y necesidad de disponibilidad. Sin embargo, precisamente por ello exige cautela. La IA generativa puede apoyar el pronóstico, pero no debe sustituir la validación física ni la supervisión experta.

4. Conclusiones

En este trabajo se analizan las líneas de investigación actuales relacionadas con la IA en fabricación avanzada y su relación con el proyecto Moore4Power. Moore4Power aborda un problema industrial concreto: la predicción de vida útil remanente de dispositivos IGBT y SiC MOSFET. La propuesta combina modelado multifísico, IA generativa, aprendizaje por transferencia, detección de anomalías explicable y toma de decisiones para mantenimiento predictivo. Como trabajo futuro, se requiere además validar la calibración de incertidumbre, comparar modelos generativos con modelos probabilísticos convencionales, evaluar explicabilidad física con usuarios industriales y medir impacto real sobre mantenimiento, disponibilidad y consumo energético. Solo mediante esta validación será posible convertir la promesa de IA generativa en una herramienta fiable en los sistemas y componentes de electrónica de potencia.

Agradecimientos

This work was supported in part by the Project “More than Moore for Disruptive Innovations in Power Electronics (Moore4Power)”, GA 101252572 funded by the European Union NextGenerationEU/PRTR.

Referencias

Alonso, R., Castaño, F., Cruz, Y. J., Villalonga, A., Haber, R. E., 2025. Early defect detection in thermo-insulating panels: a case study on quality inspection. International Journal of Advanced Manufacturing Technology 142, 493-509. DOI: 10.1007/s00170-025-17067-5

Busboom, A., 2024. Automated generation of OPC UA information models: a review and outlook. Journal of Industrial Information Integration 39, 100602.

Cruz, Y. J., Castaño, F., Haber, R. E., 2025. Long short-term memory mixture density network for remaining useful life prediction of IGBTs. Technologies 13(8), 321. DOI: 10.3390/technologies13080321

Cruz, Y. J., Villalonga, A., Castaño, F., Rivas, M., Haber, R. E., 2024. Automated machine learning methodology for optimizing production processes in small and medium-sized enterprises. Operations Research Perspectives 12, 100308.

Dai, D., Zhao, B., Yu, Z., Franciosa, P., Ceglarek, D., 2025. Generative and predictive AI for digital twin systems in manufacturing. Frontiers in Artificial Intelligence 8, 1655470. DOI: 10.3389/frai.2025.1655470

El-Maraghy, H., 2024. Review of manufacturing system design in the interplay of Industry 4.0 and Industry 5.0. Journal of Manufacturing Systems 73, 648-666.

European Commission, 2021. Industry 5.0: towards a sustainable, human-centric and resilient European industry. Publications Office of the European Union.

Eurostat, 2024. Final energy consumption in industry. Statistical report.

Goswami, S., et al., 2025. Neural operators for stochastic modeling of nonlinear structural system response to natural hazards. arXiv preprint.

Hegiste, V., Legler, T., Martin Ruskowski, 2022. Application of federated machine learning in manufacturing. In: Proceedings of the International Conference on Industry 4.0 Technology, IEEE.

Lee, J., Su, H., Macchi, M., Polenghi, A., Wu, W., Zhao, Z., Huang, G. Q., et al., 2026. 2026 Roadmap on artificial intelligence and machine learning for smart manufacturing. Machine Learning Series. DOI 10.1088/3049-4761/ae5967

Leng et al., 2025. Federated learning-empowered smart manufacturing and product lifecycle management: a review. Advanced Engineering Informatics 65, 103179 (2025), DOI 10.1016/j.aei.2025.103179

Liu, S., Vuorinen, V., Liu, X., Fredrikson, O., Brand, S., Tiwary, N., Lutz, J., Paulasto-Kröckel, M., 2024. Fatigue crack networks in die-attach layers of IGBT modules under a power cycling test. IEEE Transactions on Power Electronics 39(12). DOI: 10.1109/TPEL.2024.3447909

Alfaro-Viquez, et al., 2025. A comprehensive review of AI-based digital twin applications in manufacturing. Electronics 14(4), 646. DOI: 10.3390/electronics14040646

Nguyen, P., Kim, M., Nichols, E., Yoon, H.-S., 2026. AI-driven digital twins for manufacturing: a review across hierarchical manufacturing system levels. Sensors 26(1), 124. DOI: 10.3390/s26010124

Nti, I. K., Adekoya, A. F., Weyori, B. A., Nyarko-Boateng, O., 2022. Applications of artificial intelligence in engineering and manufacturing: a systematic review. Journal of Intelligent Manufacturing 33, 1581-1601.

Patel, T., et al., 2025. A review of explainable AI methods and their application in manufacturing systems. Discover Applied Sciences. DOI: 10.1007/s42452-025-07908-z

Psarommatis, F., Azam, M., 2024. Zero defect manufacturing in 2024: a holistic literature review. International Journal of Production Research. DOI: 10.1080/00207543.2024.2388217

Ren, Y., Liu, Y., Ji, T., Xu, X., 2025. AI agents and agentic AI: navigating a plethora of concepts for future manufacturing. Journal of Manufacturing Systems. DOI: 10.1016/j.jmsy.2025.08.017

Soori, M., Arezoo, B., Dastres, R., 2023. Digital twin for smart manufacturing: a review. Sustainable Manufacturing and Service Economics 2, 100017.

Wang, J., et al., 2024. Mixture-of-agents enhances large language model capabilities. arXiv preprint arXiv:2406.04692.