

Impacto y aplicaciones de la Inteligencia Artificial en fabricación

Alfredo Gómez.

Instituto Tecnológico de Aragón, C/ María de Luna, 8, 50018 Zaragoza

Resumen

Este artículo analiza el concepto de IA industrial, entendida como la aplicación de técnicas de inteligencia artificial a productos, máquinas, procesos y sistemas de fabricación con capacidad para interpretar datos, anticipar comportamientos, apoyar decisiones y, progresivamente, actuar sobre el propio sistema productivo.

El análisis muestra que la adopción empresarial avanza con rapidez, aunque persiste una brecha importante entre experimentación, escalado e impacto económico. Los principales beneficios se concentran actualmente en productividad, eficiencia y mejora de la toma de decisiones, mientras que las mayores dificultades están relacionadas con disponibilidad de datos, integración, talento, gobernanza y ciberseguridad.

Asimismo, se revisa la evolución hacia IA agéntica e IA física y se identifican las aplicaciones con mayor implantación en fabricación: inspección y calidad, mantenimiento de activos, optimización de procesos, planificación y gestión del conocimiento. Finalmente, se plantean recomendaciones prácticas para que las pymes industriales puedan desplegar estas tecnologías de forma eficiente

Palabras clave: Inteligencia artificial industrial; fabricación avanzada; IA agéntica; IA física; optimización de procesos; planificación industrial; automatización inteligente.

1. El concepto de IA industrial

La inteligencia artificial industrial puede entenderse como la aplicación integrada de técnicas de inteligencia artificial a los productos, procesos, máquinas, puestos de trabajo y sistemas de fabricación con el objetivo de interpretar lo que ocurre, anticipar comportamientos, apoyar o automatizar decisiones y, de forma creciente, actuar sobre el propio sistema productivo. Esta definición es deliberadamente más amplia que la de un algoritmo de machine learning aislado: en la industria, el valor aparece cuando la inteligencia se conecta con datos fiables, conocimiento del proceso y mecanismos capaces de convertir una predicción o recomendación en una mejora operacional.

Esta visión permite entender que la IA industrial no es una única tecnología, sino una familia de capacidades que pueden combinarse según el problema productivo que se quiera resolver. Entre estas capacidades pueden estar el reconocimiento de voz, imagen y vídeo, los objetos autónomos como robots colaborativos o vehículos guiados, el procesamiento de lenguaje natural, los agentes conversacionales, la modelización prescriptiva, la automatización inteligente, la simulación avanzada y la analítica predictiva.

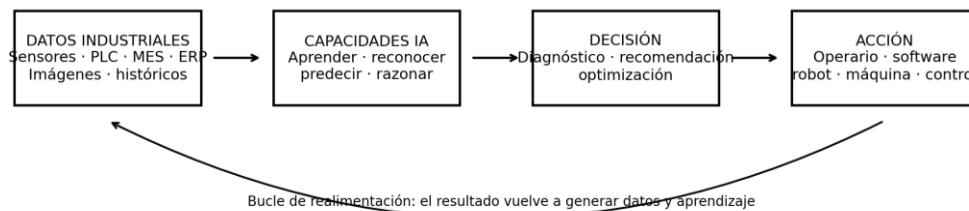


Figura 1. La IA industrial como bucle dato-inteligencia-decisión-acción. Elaboración propia a partir de [4] y [5]

La especificidad de la IA industrial no reside únicamente en los algoritmos empleados, sino en el contexto en el que deben funcionar. Una aplicación industrial tiene que convivir con máquinas y equipos de larga vida útil, sistemas de automatización y control, software de ingeniería, MES y ERP, redes industriales, restricciones de seguridad y procesos donde un error puede traducirse en scrap, pérdida de producción, daños en equipos o riesgos para las personas.

Por ello, una solución de IA industrial debe valorarse no solo por su precisión estadística, sino también por su robustez, latencia, trazabilidad, facilidad de integración y comportamiento frente a situaciones no previstas.

Hay que tener en cuenta además que los requisitos cambian según el nivel de fabricación. En el nivel de proceso se requieren decisiones muy detalladas, generalmente cercanas al tiempo real y basadas en datos de elevada certeza; en el nivel de sistema aparecen horizontes de decisión más largos, mayor agregación de información y más incertidumbre. Esta diferencia explica por qué no existe una única arquitectura válida para toda la fábrica: un sistema para controlar adaptativamente un proceso necesita tiempos de respuesta y garantías diferentes de los de una aplicación para planificar la producción o gestionar la logística interna.

Esta integración se articula en una estructura jerárquica de soluciones que abarca tres niveles claramente diferenciados dentro del Modelo de Arquitectura de Referencia para la Industria 4.0 (RAMI 4.0), que guían las decisiones y el desarrollo de software [5].

- Nivel de Proceso (Decisiones de Parámetros): Se orienta a la micro-optimización de los parámetros operativos de las máquinas en tiempo real. Incluye la monitorización inteligente, la predicción del desgaste de herramientas, el control adaptativo de calidad en línea y el objetivo de fabricación cero defectos (ZDM).
- Nivel de Estación de Trabajo o Máquina (Decisiones Operativas): Se enfoca en optimizar el rendimiento y la seguridad del operario y la maquinaria de forma localizada. Abarca el guiado robótico, la colaboración seguro humano-robot (HRC), los interfaces humano-máquina (HMI) adaptativos y la ergonomía.
- Nivel de Sistema (Decisiones Estratégicas): Aborda la macro-optimización de la planta completa y la cadena de suministro. Involucra el diseño predictivo de líneas de producción robustas, la secuenciación óptima de la producción, la gestión inteligente del almacén y la planificación integrada de recursos.

Desde el punto de vista arquitectónico, la IA industrial se sitúa en la intersección entre las tecnologías operacionales (OT) y las tecnologías de información (IT). En la parte OT se encuentran sensores, PLC, controladores, accionamientos, robots, máquinas y sistemas de supervisión; en la parte IT aparecen MES, ERP, PLM, plataformas de datos y servicios cloud. La capa de IA utiliza información procedente de ambos mundos y devuelve resultados que pueden ser consumidos por personas, aplicaciones empresariales o sistemas de automatización. Esta integración es la que diferencia una demostración algorítmica de una solución industrial desplegable.

Esta arquitectura introduce también la posibilidad de distribuir el cálculo: ciertas decisiones tácticas deben resolverse en el edge, cerca de la máquina y con baja latencia, mientras que otras tareas de aprendizaje, optimización o análisis histórico pueden ejecutarse de forma centralizada.

La principal aportación de la IA es ampliar la capacidad de la fábrica para percibir, comprender y responder. Allí donde la automatización convencional ejecuta reglas previamente programadas, la IA permite reconocer patrones complejos, aprender de datos, estimar estados

no observables y manejar mejor situaciones variables. Esto hace posible evolucionar desde la simple monitorización hacia el diagnóstico, la predicción, la prescripción y, finalmente, la actuación autónoma.

Esta evolución no implica que toda aplicación deba buscar el máximo nivel de autonomía. En muchos casos industriales, la solución óptima seguirá siendo una IA que recomiende y mantenga a la persona dentro del bucle de decisión. El nivel adecuado depende del riesgo del proceso, de la madurez tecnológica, de la calidad de los datos, del valor económico de la decisión y de la posibilidad de supervisar o revertir una acción. La autonomía debe ser una consecuencia del caso de uso y no un objetivo en sí mismo.

En conjunto, la IA industrial puede entenderse como una nueva capa de inteligencia sobre la fabricación conectada. Integra capacidades de percepción, aprendizaje, predicción, razonamiento y optimización con las tecnologías de automatización y con los sistemas de gestión. Su trayectoria apunta desde soluciones puntuales -por ejemplo, detectar un defecto o anticipar un fallo- hacia sistemas cada vez más conectados, colaborativos y capaces de cerrar el ciclo entre observación y acción. Este es el fundamento sobre el que se está construyendo la transición desde la fábrica digital hacia la fábrica adaptativa y, a más largo plazo, hacia mayores niveles de autonomía.

2. Situación de la IA en las empresas

La inteligencia artificial ha dejado de ser una tecnología reservada a iniciativas experimentales. Los dos estudios analizados [2] y [3] describen un mercado que entra en una fase distinta: el uso de IA se generaliza, aumenta el número de funciones en las que se aplica y crece el porcentaje de organizaciones que intentan llevarla a producción. Sin embargo, el salto entre disponer de herramientas, desarrollar pilotos y conseguir impacto económico a escala sigue siendo significativo.

McKinsey [2] señala que casi nueve de cada diez organizaciones ya utilizan IA de forma regular en al menos una función de negocio y que el 44% declara estar escalándola en el conjunto de la empresa, frente al 38% del año anterior. El uso también se extiende horizontalmente: el porcentaje de empresas que emplea IA en tres o más funciones ha pasado del 51% al 56%. La fotografía es, por tanto, la de una tecnología que ya ha superado la fase de curiosidad y comienza a integrarse en el funcionamiento ordinario de las organizaciones.

No obstante, el ritmo de avance es desigual. Esta brecha es particularmente relevante para el tejido industrial formado por pymes: la disponibilidad de tecnología se democratiza con rapidez, pero la capacidad para integrarla, gobernarla y mantenerla en producción continúa dependiendo de recursos, competencias y una arquitectura de datos suficientemente madura.

Uno de los principales problemas sigue siendo la dificultad para escalar proyectos piloto hacia entornos productivos reales. Muchas soluciones funcionan correctamente en pruebas controladas, pero encuentran dificultades cuando deben integrarse con sistemas industriales existentes y complejos y operar bajo requisitos estrictos de fiabilidad y disponibilidad.

Otro reto importante es la calidad y disponibilidad de los datos. La IA industrial depende de datos fiables, contextualizados y accesibles en tiempo real. Sin embargo, muchas plantas continúan trabajando con sistemas aislados, información fragmentada o infraestructuras tecnológicas existentes e insuficientes para estos objetivos.

A esto se suman cuestiones relacionadas con talento, gobernanza y ciberseguridad. La integración de IA en sistemas críticos exige nuevos perfiles profesionales y nuevos modelos organizativos capaces de combinar conocimiento industrial y capacidades digitales.

Con todo esto, se observan resultados que apuntan a potenciales aumentos de productividad pero con un impacto económico todavía concentrado. Así los dos estudios coinciden en que los beneficios iniciales de la IA aparecen antes en la productividad y en la eficiencia que en el resultado económico agregado. Deloitte [3] indica que el 66% de las organizaciones ya consigue mejoras de eficiencia y productividad y el 53% declara una mejor toma de decisiones basada en datos. En cambio, solo el 20% afirma estar obteniendo crecimiento de ingresos, aunque el 74% aspira a conseguirlo en el futuro. Esta distancia entre beneficios actuales y expectativas muestra que muchas empresas están todavía en una fase de optimización de actividades existentes, no de reinversión del negocio.

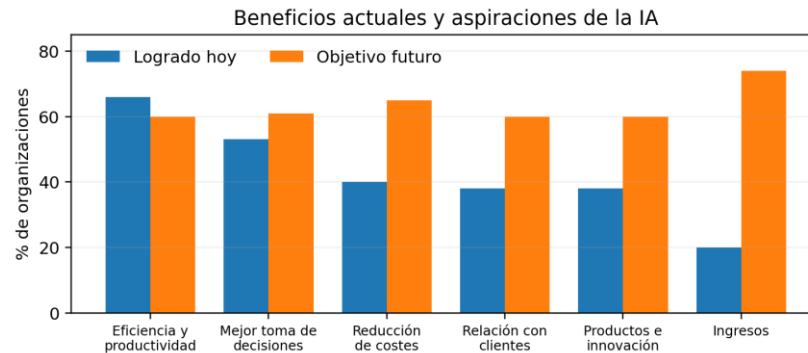


Figura 2. Beneficios de la IA logrados hoy y aspiraciones futuras. Fuente: elaboración propia a partir de [2] y [3]

McKinsey [2] ofrece una lectura complementaria. El 80% de los encuestados que utiliza IA afirma que ha mejorado su productividad individual y aproximadamente la mitad considera que le ayuda a tomar mejores decisiones. Sin embargo, solo el 37% atribuye a la IA algún impacto positivo en el EBIT de su organización, una proporción prácticamente estable respecto al año anterior.

La conclusión es que la IA ya produce valor, pero ese valor permanece fragmentado. Las mejoras individuales o locales no se convierten automáticamente en ventaja competitiva o mejora del margen. Para ello es necesario rediseñar procesos de extremo a extremo, cambiar responsabilidades y conectar la IA con decisiones operativas que realmente alteren el desempeño del sistema.

Así, los datos sugieren que las organizaciones más avanzadas no se distinguen únicamente por invertir más, sino por la coherencia con la que integran la IA en su modelo operativo. McKinsey [2] observa que las empresas más avanzadas han rediseñado de forma fundamental sus workflows alrededor de la IA, también muestran mayor compromiso de la alta dirección, procesos más claros para medir impacto, mayor supervisión humana y una gestión más activa de riesgos y costes.

Entre las barreras y dificultades para conseguir despliegues efectivos se destacan: el talento y la organización interna de los procesos, la gobernanza incluyendo aspectos de privacidad, seguridad y supervisión y con cada vez más peso, los costes operativos de la IA.

Con todo esto, para una empresa industrial, esta lectura conduce a una recomendación clara: priorizar casos vinculados a KPIs operativos, diseñarlos desde el inicio para su integración con datos y sistemas reales y definir antes del piloto qué significará “éxito en producción”. Esta disciplina reduce la brecha entre experimentación y valor y prepara el terreno para los siguientes estadios de la IA industrial: sistemas de decisión más autónomos, agentes y, progresivamente, IA física integrada en máquinas y procesos.

3. Evolución de la IA Industrial

La IA industrial está pasando de ser una herramienta de apoyo para analítica avanzada a convertirse en una capa operativa integrada en la producción, la logística y la toma de decisiones. Este cambio está redefiniendo el concepto de fabricación avanzada y acelerando la transición hacia fábricas más autónomas, flexibles y adaptativas.

La primera gran etapa de la inteligencia artificial en la industria estuvo vinculada a la analítica avanzada. La capacidad de recopilar grandes volúmenes de datos desde sensores, máquinas y sistemas de producción permitió desarrollar modelos capaces de identificar patrones, detectar anomalías y generar predicciones.

Aplicaciones como el mantenimiento predictivo, la predicción de demanda, el control de calidad basado en visión artificial o la optimización energética fueron algunos de los casos de uso más extendidos. En esta fase, la IA actuaba fundamentalmente como una herramienta de soporte a la decisión.

Sin embargo, la evolución reciente está llevando estos sistemas mucho más lejos. Las nuevas plataformas industriales ya no se limitan a analizar información histórica o generar alertas, sino que empiezan a intervenir directamente sobre los procesos.

Así, cada vez más se habla de “Industrial AI Platforms”, plataformas capaces de integrar datos procedentes de múltiples sistemas y actuar en tiempo real sobre la planta. La aparición de arquitecturas basadas en planteamientos como los Unified Namespaces, espacios de datos industriales unificados y capas de inteligencia operacional apuntan a un futuro de la IA industrial apoyado en la integración completa de datos, procesos y sistemas de automatización.

Este cambio supone que la IA deja de operar de forma aislada para integrarse dentro de los sistemas MES, SCADA, ERP o plataformas de control industrial. El objetivo ya no es únicamente generar conocimiento, sino convertir ese conocimiento en decisiones y acciones automáticas sobre los procesos.

Uno de los desarrollos más relevantes en la actualidad es la aparición de la denominada IA agéntica. A diferencia de los modelos tradicionales, los agentes de IA son capaces de razonar sobre tareas complejas, coordinar acciones, utilizar herramientas externas e interactuar con otros sistemas.

En el ámbito industrial esto abre un escenario completamente nuevo. Los agentes ya no solo responden preguntas o generan informes, sino que pueden coordinar órdenes de producción, optimizar rutas logísticas, lanzar procesos de mantenimiento o gestionar incidencias operativas.

Este concepto resulta especialmente relevante porque permite abordar uno de los principales retos de la industria: la complejidad operativa. Las plantas industriales generan enormes cantidades de información procedente de múltiples sistemas heterogéneos. Los agentes de IA permiten interpretar este contexto de forma transversal y actuar sobre él.

En los próximos años veremos cómo estos sistemas evolucionan desde asistentes supervisados hacia agentes con mayor autonomía operativa. Esto no supone la eliminación del elemento humano, más bien al contrario, ya que este planteamiento supone importantes retos relacionados con gobernanza, ciberseguridad y supervisión.

Otro de los conceptos que más protagonismo ha adquirido en los últimos tiempos es el de Physical AI o IA física. Este enfoque combina inteligencia artificial con sistemas físicos como robots, máquinas, sensores, actuadores o vehículos autónomos.

En este caso, la IA no solo procesa datos que le llegan, sino que percibe el entorno y actúa físicamente sobre él. Esto está impulsando una nueva generación de sistemas industriales capaces de adaptarse dinámicamente a las condiciones operativas. Robots colaborativos con capacidades de aprendizaje, sistemas autónomos de manipulación, plataformas robóticas conectadas a modelos de IA generativa o entornos de producción capaces de autoajustarse son algunas de estas soluciones.

La IA física está permitiendo que la automatización tradicional evolucione hacia sistemas mucho más flexibles. Frente a robots programados para ejecutar siempre la misma secuencia, aparecen sistemas capaces de interpretar situaciones cambiantes, colaborar con personas y adaptarse a nuevos escenarios. Esto resulta especialmente importante en industrias donde la variabilidad de producto, la personalización o la complejidad operativa dificultan la automatización tradicional.

Con esto, la evolución de la IA industrial apunta hacia un modelo de fábrica mucho más autónoma, flexible y adaptativa. No se trata de sustituir completamente a las personas, sino de construir entornos donde humanos y sistemas inteligentes colaboren de forma continua.

En este nuevo escenario, los operarios estarán cada vez más apoyados por asistentes inteligentes, los sistemas productivos tendrán capacidad de auto-optimización y los procesos podrán adaptarse dinámicamente a cambios en demanda, incidencias o condiciones operativas.

Todo ello convierte a la inteligencia artificial en una de las tecnologías clave para la competitividad industrial en los próximos años. Las empresas capaces de integrar estas capacidades de forma efectiva estarán mejor preparadas para responder a un entorno cada vez más exigente y cambiante.

4. Aplicaciones de la IA en fabricación

Aplicando los tres niveles claramente diferenciados dentro del Modelo de Arquitectura de Referencia para la Industria 4.0 (RAMI 4.0) comentado anteriormente [5], se presenta a continuación una recopilación de posibles aplicaciones de la IA en el entorno de fabricación:



Figura 3. Aplicaciones de la IA en fabricación [5]

Aplicaciones	Descripción	Ejemplos
Nivel de Sistema – Decisiones estratégicas		
Diseño de sistemas de producción robustos	Aplicaciones que emplean modelado, simulación y planificación avanzada para diseñar sistemas de producción adaptables y resistentes a cambios o perturbaciones.	- Diseño y simulación de sistemas productivos y líneas de montaje. - Planificación y optimización de layouts industriales. - Evaluación de resiliencia y flexibilidad mediante gemelos digitales.
Logística y flujos de materiales eficientes	Servicios orientados a optimizar la logística interna, la distribución de materiales y el flujo de trabajo mediante IA o sistemas conectados.	- Simulación y optimización de flujos de materiales. - Gestión inteligente del almacén (intralogística). - Planificación dinámica de rutas y transporte interno.
Producción optimizada y flexible	Servicios que optimizan la capacidad productiva y la flexibilidad mediante toma de decisiones asistida por IA.	- Planificación y secuenciación de producción con IA. - Optimización de flujos y tiempos de ciclo en planta. - Sistemas de apoyo a la decisión para balanceo de cargas y replanificación.
Optimización del uso de recursos	Servicios que mejoran la eficiencia en el uso de recursos, energía y equipos mediante análisis predictivo y mantenimiento basado en datos.	- Mantenimiento predictivo mediante IA y análisis de datos. - Optimización de la disponibilidad y rendimiento de activos industriales. - Modelos de gestión energética y de recursos en planta.
Aplicaciones	Descripción	Ejemplos
Nivel de estación de trabajo – Decisiones operativas		
Reducción de carga programación y setup	Servicios que reducen el esfuerzo de configuración o programación mediante interfaces intuitivas, aprendizaje automático o colaboración humano-IA.	- Programación simplificada de robots mediante aprendizaje por demostración. - Entrenamiento y asistencia inteligente a operarios en tareas de configuración. - Herramientas de autoprogramación o parametrización automática.
Puesto de trabajo eficiente y seguro	Servicios enfocados en aumentar la seguridad, la ergonomía y la eficiencia de los operarios mediante tecnologías colaborativas o de asistencia inteligente.	- Colaboración humano-robot y análisis ergonómico. - Evaluación de riesgos y seguridad mediante sensores o visión. - Asistentes cognitivos para operarios (AR, wearables, IA).
Minimización de residuos y scrap	Servicios dirigidos a eliminar desperdicios materiales, de tiempo o energía mediante metodologías lean y análisis de eficiencia.	- Identificación de ineficiencias en procesos productivos. - Reutilización o reciclaje de materiales de producción. - Análisis de flujos de valor para reducción de desperdicios.
HMIs optimizados	Servicios que facilitan la interpretación de datos o resultados de IA mediante interfaces intuitivas, visualización avanzada o interacción natural.	- Dashboards para supervisión de producción y rendimiento. - Visualización de datos en tiempo real mediante realidad aumentada. - Interfaces humano-máquina adaptadas a diferentes roles.
Automatización avanzada y robótica	Servicios que aplican IA y control avanzado para automatizar procesos industriales, manipulación o ensamblaje.	- Programación y control inteligente de robots. - Automatización flexible de procesos de ensamblaje. - Integración de sistemas ciberfísicos con visión artificial.
Aplicaciones	Descripción	Ejemplos
Nivel de proceso – Decisiones de parámetros		
Eficiencia energética y sostenibilidad medioambiental	Servicios que aplican IA para optimizar el consumo energético, promover la sostenibilidad y fomentar la economía circular.	- Monitorización y optimización del consumo energético en planta. - Análisis del ciclo de vida y huella ambiental de productos. - Modelos de circularidad y reutilización de recursos industriales.
Inspección de calidad y control en línea	Servicios que aplican IA, visión o análisis de datos para inspeccionar productos y procesos en tiempo real.	- Inspección visual automatizada mediante visión por computador. - Monitorización de procesos y control estadístico de calidad. - Identificación de defectos o desviaciones durante la producción.
Optimización de procesos y materiales	Servicios centrados en la mejora de procesos industriales y propiedades de materiales mediante análisis, modelado o IA.	- Optimización de parámetros de proceso (soldadura, impresión 3D, mecanizado). - Desarrollo de nuevos materiales o combinaciones optimizadas. - Control de procesos basados en modelos predictivos.
Fabricación cero defectos	Servicios que buscan eliminar defectos mediante gemelos digitales, monitorización sensorica y control predictivo de procesos.	- Creación de gemelos digitales para control de calidad y mantenimiento. - Integración de sensores inteligentes para monitorización en línea. - Diagnóstico predictivo de fallos o desviaciones.

Para tratar de identificar aquellas con mayor grado de implantación se consideran inicialmente aplicaciones en TRLs altos 8 y 9, es decir, de aplicaciones ya en el mercado. En particular se ha considerado el catálogo de servicios puesto en marcha por el proyecto Ai-Matters [6] que cuenta con más de 300 aplicaciones. Este proyecto pretende crear un conjunto de laboratorios para la prueba y evaluación de aplicaciones de IA en el ámbito de la fabricación a nivel europeo

denominados TEFs - Test and Experimentation Facilities - y están organizados por nodos nacionales entre los que se encuentra el Instituto Tecnológico de Aragón.

Analizando esta base de datos de servicios basados en IA para fabricación se identifican en la siguiente tabla las aplicaciones con mayor grado de implantación a día de hoy en el ámbito de la fabricación europea.

Área prioritaria	Aplicación	Datos de partida
Inspección y calidad	Visión 2D/3D, análisis de señales de ensayo y detección de anomalías para identificar defectos, desviaciones de montaje o comportamientos fuera de patrón.	Imágenes, resultados EOL, metrología, no conformidades.
Mantenimiento de activos	Monitorización de máquina-herramienta, prensas, líneas automáticas, robots y bancos de ensayo para anticipar degradación y priorizar intervenciones.	Vibración, corriente, temperatura, alarmas, históricos.
Optimización de proceso	Relacionar parámetros de fabricación con calidad, consumo, tiempo de ciclo o scrap para recomendar consignas y ventanas de proceso robustas.	Parámetros de proceso + calidad final.
Planificación y flujo	Previsión, secuenciación y replanificación ante cambios de prioridad, incidencias, capacidad o disponibilidad de materiales.	ERP/MES, pedidos, rutas, tiempos, inventario.
Ingeniería y conocimiento	Copilotos conectados a manuales, procedimientos, especificaciones y lecciones aprendidas para apoyar diagnóstico, documentación y resolución de incidencias.	Documentación técnica y datos de proyecto.

5. Conclusiones y recomendaciones para el despliegue de la IA en fabricación

La principal conclusión que se desprende de los análisis anteriores es que la IA ya dispone de casos de uso suficientemente maduros para generar valor en fabricación, pero ese valor no aparece por el simple hecho de incorporar algoritmos. El factor diferencial es la capacidad de conectar la IA con un problema industrial concreto, datos fiables, conocimiento de proceso y mecanismos de decisión y actuación.

Para una pyme industrial, la recomendación no es construir una estrategia de IA basada en acumular demostradores, sino desarrollar una capacidad progresiva y reutilizable. El punto de partida debe ser el reto de negocio: reducir scrap, anticipar una avería, estabilizar un proceso, mejorar la inspección, reducir tiempos de cambio o aumentar la robustez de la planificación. Cada iniciativa debe partir de un KPI de referencia y de una hipótesis cuantificable de mejora. Esta disciplina evita que la IA se convierta en una sucesión de pilotos tecnológicamente atractivos pero difíciles de justificar o escalar.

También conviene comenzar por casos donde ya exista una base mínima de datos. La captura de señales de máquina, resultados de ensayo, imágenes de calidad, históricos de mantenimiento, órdenes de fabricación o consumos energéticos suele ser más importante que la sofisticación del modelo. La dispersión y heterogeneidad de los datos es una de las grandes limitaciones de la IA industrial; por ello, una pyme debería tratar la conectividad, el etiquetado de datos, la semántica y la trazabilidad como parte del propio proyecto de IA y no como una tarea previa independiente.

Con esto, se aportan las siguientes recomendaciones prácticas para pymes industriales:

1. Priorizar por valor y viabilidad. Seleccionar inicialmente uno o dos casos con impacto económico claro, datos accesibles y posibilidad de validación rápida. Calidad, mantenimiento y planificación suelen ofrecer una buena relación entre esfuerzo y retorno.
2. Diseñar el escalado desde el inicio. El piloto debe probar no solo la precisión del modelo, sino también la captura automática de datos, la integración con MES/ERP/SCADA, la latencia necesaria, el mantenimiento del modelo y quién actuará ante sus resultados.
3. Mantener a la persona dentro del bucle cuando aporte valor. No toda aplicación necesita autonomía. En decisiones con impacto relevante sobre seguridad, calidad o continuidad de producción, la recomendación inicial suele ser utilizar IA para detectar, recomendar y priorizar, manteniendo validación humana hasta demostrar robustez.
4. Integrar IA y conocimiento de proceso. Los equipos de proyecto deben combinar perfiles de producción, mantenimiento, calidad e ingeniería con especialistas en datos e IA. En fabricación, un modelo estadísticamente bueno puede ser industrialmente inútil si no incorpora el contexto físico del proceso.
5. Preparar gobernanza y ciberseguridad a la vez que se escala. Deben definirse responsables, fuentes de datos, permisos, registros de decisiones, criterios de reentrenamiento y procedimientos de actuación ante errores. Cuanto más cerca esté la IA de la ejecución automática, mayor debe ser la disciplina de validación y supervisión.
6. Medir el retorno después del despliegue. El éxito debe verificarse con indicadores operativos reales: reducción de defectos y paradas, mejora de OEE, menor consumo, disminución de inventario, reducción de tiempo de ciclo o mejora del cumplimiento de plazos. La precisión del algoritmo es un medio, no el resultado empresarial.

El caso particular de fabricantes de componentes para ascensor, como actividad industrial y de fabricación que es, presenta unas particularidades que suponen un contexto especialmente complejo y sofisticado y por tanto favorable para la aplicación de estas tecnologías: procesos variados de mecanizado, conformado, soldadura, ensamblaje, fabricación electrónica; series de tamaño variable con exigencias elevadas de calidad y trazabilidad; necesidad de responder a especificaciones de clientes (personalización), gestionar variantes y mantener un conocimiento técnico que a menudo está distribuido entre personas, documentación y sistemas.

Todo esto hace que merezca la pena explorar este camino y tratar de aprovechar todo su potencial.

Bibliografía

1. World Economic Forum. Intelligent Industrial Operations Outlook 2026. White Paper. April 2026.
2. McKinsey. The state of AI in 2026. On the road to ROI. August 2026
3. Deloitte. State of AI in the Enterprise. The untapped edge. January 2026.
4. Capgemini. Scaling AI in Manufacturing Operations: A Practitioners' Perspective.
5. AIM-NET. Artificial Intelligence in Manufacturing. White paper.
6. Ai-Matters. AI in Manufacturing for EU industries. European Project. <https://ai-matters.eu/>