Inteligencia Artificial, Gobierno del Dato y Seguridad en los Sistemas Industriales

Del Control de la Ejecución a las Operaciones Cognitivas

Abril de 2026

Resumen

La integración de la Inteligencia Artificial (IA) en los entornos industriales está redefiniendo los fundamentos de la automatización, de forma especialmente relevante en contextos caracterizados por Sistemas de Control Industrial (ICS), plataformas SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) y altas densidades de sistemas robóticos. Tal como destaca la International Federation of Robotics en su Position Paper de enero de 2026, AI in Robotics – Trends, Challenges, Commercial Applications, la IA ha pasado de ser una capacidad de apoyo a convertirse en el principal motor de innovación en la robótica y en las operaciones industriales[1].

Desde una perspectiva sectorial, esta transformación no está impulsada únicamente por los avances algorítmicos, sino por la aparición de arquitecturas industriales centradas en el dato, que habilitan una inteligencia escalable. Este documento, elaborado en el marco de AER Automation, examina la evolución desde los sistemas orientados a la ejecución hacia modelos operativos cognitivos, subrayando el papel crítico de la propiedad del dato, el gobierno del dato y la ciberseguridad. Además, ilustra estos conceptos a través de un conjunto de casos de uso industriales reales e incorpora un análisis específico sobre los Agentes de IA Industriales como paradigma operativo emergente.

Asimismo, analiza los riesgos sistémicos asociados a una mayor autonomía, incluyendo la pérdida de determinismo, la ampliación de la superficie de ciberataque y los compromisos en materia de sostenibilidad. Se presta especial atención a la dimensión humana de esta transformación, abordando la reconfiguración de los roles operativos y la aparición de nuevas competencias necesarias para operar, supervisar y gobernar sistemas industriales cognitivos. Se propone, por último, un marco conceptual para comprender la transición hacia sistemas industriales cognitivos y sus implicaciones sobre la competitividad industrial.

1. Introducción

La digitalización industrial ha estado históricamente impulsada por la necesidad de garantizar una ejecución estructurada, fiable y repetible de las operaciones. Sistemas como los MES (Manufacturing Execution Systems), las plataformas SCADA y los controladores lógicos programables han sido

[1]IFR (2026). AI in Robotics – Trends, Challenges, Commercial Applications, Position Paper, enero de 2026. Véase secciones “In Brief” y “Evolution of AI”.

centrales en este paradigma, habilitando la trazabilidad, la estandarización y el control operativo de los entornos industriales.

Este modelo ha sido fundamental para estabilizar los sistemas productivos y mejorar la eficiencia. Sin embargo, la creciente complejidad de las operaciones industriales, sumada a las presiones vinculadas a la eficiencia energética, la optimización de costes y la resiliencia de la cadena de suministro, ha puesto de manifiesto sus limitaciones. Las organizaciones ya no se centran únicamente en ejecutar procesos predefinidos con eficiencia, sino que deben interpretar continuamente datos operativos, anticipar desviaciones y adaptar decisiones de forma dinámica.

Este cambio refleja una transformación más amplia identificada por la International Federation of Robotics (IFR), que sitúa a la Inteligencia Artificial como un habilitador clave de los sistemas industriales de próxima generación. Según la IFR, la IA está transformando el ámbito de la robótica a un ritmo rápido, ampliando capacidades, incrementando la eficiencia y mejorando la adaptabilidad de las estrategias de fabricación[2]. En este contexto, el papel de la IA trasciende la automatización, habilitando nuevas formas de inteligencia operativa.

Desde un punto de vista sectorial, la transición no es solo tecnológica, sino estructural. La capacidad de desplegar IA de forma efectiva depende de la existencia de infraestructuras de datos robustas, modelos de gobierno y marcos de seguridad. Por ello, la transformación hacia sistemas industriales inteligentes debe entenderse como una convergencia entre las capacidades de la IA y las arquitecturas centradas en el dato.

2. La Inteligencia Artificial como Capa Central de los Sistemas Industriales

La evolución de la IA en los entornos industriales marca una transición desde la automatización determinista hacia sistemas adaptativos y conscientes del contexto. La International Federation of Robotics identifica seis subcampos centrales de la IA que están impulsando esta transformación en la robótica y la automatización industrial: aprendizaje automático, visión por computador, aprendizaje por refuerzo, procesamiento de lenguaje natural, grandes modelos de lenguaje e IA física (Physical AI)[3]. Cada uno de estos subcampos aporta capacidades específicas que, combinadas, posibilitan una forma cualitativamente distinta de inteligencia industrial.

Los algoritmos de aprendizaje automático permiten predecir fallos de equipos y optimizar la planificación de la producción. Los sistemas de visión por computador guían brazos robóticos con precisión y detectan defectos a velocidades y niveles de exactitud superiores a los humanos. El aprendizaje por refuerzo permite a los robots adquirir habilidades complejas de manipulación mediante ensayo y error. El procesamiento de lenguaje natural está habilitando maquinaria controlada por voz e interfaces de soporte multilingüe en planta. Los grandes modelos de lenguaje están automatizando la documentación, asistiendo a ingenieros en la resolución de incidencias y

[2]

[3]IFR (2026), “AI in Robotics – Six core subfields”, sección Deep Dive.

agilizando la toma de decisiones. Por último, la IA Física integra datos sensoriales del entorno para comprender y responder a las condiciones del mundo real, cerrando la brecha entre la inteligencia artificial y la funcionalidad física.

En la práctica industrial, estas tecnologías habilitan capacidades que van más allá de la automatización tradicional. Los sistemas son ahora capaces de analizar flujos de datos complejos, identificar patrones y tomar decisiones con una intervención humana limitada. Esto resulta especialmente relevante en entornos altamente automatizados, donde sensores, sistemas de control y plataformas robóticas generan continuamente grandes volúmenes de datos.

No obstante, la efectividad de estas capacidades depende fundamentalmente del dato. Los sistemas de IA requieren acceso a conjuntos de datos de alta calidad, contextualizados y actualizados de forma continua. Sin esta base, la fiabilidad y la escalabilidad de las aplicaciones de IA se ven severamente limitadas. En consecuencia, la IA debe entenderse como una capa que emerge de, y depende de, la infraestructura de datos subyacente.

3. Del Control de la Ejecución a la Inteligencia Operativa

Durante décadas, la digitalización industrial se ha centrado en estructurar y controlar la ejecución. Sistemas como los MES han proporcionado un marco para definir procesos, garantizar la trazabilidad y mantener la coherencia operativa. Este enfoque ha sido esencial para alcanzar estabilidad en entornos industriales complejos, pero también ha impuesto una forma concreta de entender la transformación digital como un proceso de definición y parametrización previas.

Implementar este tipo de sistemas requiere que las organizaciones modelen cómo deben ejecutarse las operaciones, codificando flujos de trabajo y reglas en entornos estructurados. Aunque es efectivo en contextos estables, este enfoque introduce rigidez. Cualquier cambio significativo en las operaciones requiere modificaciones del sistema, lo que puede ralentizar la adaptación y la innovación.

Por el contrario, las demandas industriales actuales exigen un enfoque distinto. Las organizaciones necesitan ir más allá de la ejecución, hacia la comprensión y la optimización de las operaciones en tiempo real. Este cambio está impulsando la aparición de arquitecturas centradas en el dato, a menudo denominadas plataformas industriales en la nube, cuyo foco no es redefinir procesos sino capturar y contextualizar los datos operativos a medida que se generan. Una expresión concreta de este cambio puede observarse en los servicios de analítica IoT basados en IA que identifican cuellos de botella en líneas de producción, detectando ineficiencias que de otro modo quedarían ocultas en capas rígidas de ejecución.

Este planteamiento supone un cambio fundamental. En lugar de imponer modelos predefinidos, permite a las organizaciones observar cómo se comportan realmente los sistemas, identificar patrones y generar conocimiento de forma dinámica. El resultado es una transición del control de la ejecución a la inteligencia operativa, donde las decisiones se basan en datos en tiempo real y no en suposiciones predefinidas.

4. Propiedad del Dato, Gobierno y Control Estratégico

A medida que los sistemas industriales evolucionan hacia modelos centrados en el dato, la propiedad y el gobierno del dato se convierten en consideraciones estratégicas críticas. En las arquitecturas tradicionales, los datos suelen quedar encapsulados dentro de aplicaciones específicas, limitando su accesibilidad y su reutilización. Esto genera dependencias respecto de proveedores y restringe la capacidad de las organizaciones para explotar eficazmente sus propios activos de datos.

La emergencia de plataformas de datos unificadas habilita un enfoque distinto, en el que los datos se gestionan de forma independiente de las aplicaciones que los consumen. Este desacoplamiento permite a las organizaciones retener el control sobre sus datos, asegurando que puedan ser accedidos, combinados y analizados en múltiples contextos. Además, facilita la integración de nuevas tecnologías sin requerir cambios fundamentales en los sistemas existentes.

Sin embargo, el valor de este enfoque depende de la implementación de marcos de gobierno robustos. El gobierno del dato garantiza que los datos sean precisos, consistentes y seguros durante todo su ciclo de vida. Abarca prácticas relacionadas con la calidad del dato, el control de accesos, la trazabilidad y la consistencia semántica.

Desde una perspectiva industrial, el gobierno del dato no es solo un requisito técnico, sino una condición previa para la confianza. Los sistemas de IA se apoyan en los datos para generar conocimiento y recomendaciones, y cualquier deficiencia en la calidad o el control del dato impacta directamente en las decisiones operativas. Asegurar el control sobre este activo es, por tanto, esencial no solo para la eficiencia operativa, sino también para mantener la independencia estratégica y la escalabilidad a largo plazo.

5. Ciberseguridad y Riesgo en Sistemas Industriales Impulsados por IA

La integración de la IA en los sistemas industriales introduce nuevas dimensiones de riesgo que deben abordarse cuidadosamente. A medida que los sistemas se interconectan y los datos fluyen por múltiples capas, la superficie potencial de ataque se amplía significativamente. Los entornos industriales, tradicionalmente aislados, se exponen cada vez más a amenazas cibernéticas a medida que aumenta su conectividad. La International Federation of Robotics advierte explícitamente de que los sistemas robóticos conectados en red son cada vez más vulnerables a ataques que pueden derivar en brechas de datos, secuestro de sistemas o daño físico, y que los robots habilitados por IA, habitualmente conectados a la nube, exponen infraestructuras críticas a un creciente abanico de amenazas de ciberseguridad[4].

Los propios sistemas de IA introducen vulnerabilidades adicionales. Pueden verse afectados por envenenamiento de datos, entradas adversariales o manipulación del comportamiento del modelo. Estos riesgos son especialmente críticos en contextos industriales, donde las decisiones tomadas por sistemas de IA pueden tener consecuencias físicas directas. Los modelos fundacionales, incluidos los grandes modelos de lenguaje y los sistemas de visión por computador, también han sido puestos

[4]IFR (2026), “Safety and security for AI in Robotics”, sección Deep Dive.

bajo escrutinio por su susceptibilidad a manipulaciones dirigidas que, una vez producidas, pueden generar salidas erráticas o engañosas y erosionar la confianza en las plataformas autónomas.

Además, la introducción de IA cuestiona la naturaleza determinista de los sistemas industriales tradicionales. Mientras que los sistemas de control convencionales operan sobre reglas predefinidas, los sistemas de IA exhiben un comportamiento probabilístico más difícil de predecir y validar. Esto plantea cuestiones importantes en torno a la seguridad, la fiabilidad y la rendición de cuentas. Los modelos de aprendizaje profundo se describen frecuentemente como “cajas negras”, capaces de producir resultados difíciles o imposibles de explicar incluso para sus propios desarrolladores, una característica especialmente problemática cuando se confía a la IA el control sobre sistemas físicos. Un principio de diseño concreto que está emergiendo en la práctica industrial es el aislamiento de las funciones críticas de seguridad respecto a las funciones de IA, garantizando que las capas de seguridad certificadas permanezcan deterministas incluso cuando las capas cognitivas superiores sean probabilísticas.

La International Federation of Robotics subraya la necesidad de marcos de gobierno claros para abordar estos desafíos, incluyendo la definición de responsabilidades en la toma de decisiones asistida por IA, el cumplimiento de los estándares de seguridad ISO y el establecimiento de marcos de responsabilidad claramente definidos. Integrar la ciberseguridad, la privacidad del dato y el gobierno en el diseño de los sistemas industriales de IA es, por tanto, esencial para garantizar una operación segura y fiable.

6. Sostenibilidad y Compromisos Sistémicos

El despliegue de IA en entornos industriales presenta tanto oportunidades como desafíos en materia de sostenibilidad. Por un lado, la IA habilita un uso más eficiente de los recursos, una mejor gestión energética y estrategias de mantenimiento predictivo que reducen desperdicio y tiempos de parada. La International Federation of Robotics identifica tres grandes vectores a través de los cuales la IA contribuye a la sostenibilidad en entornos industriales: eficiencia energética y optimización del consumo, reducción de residuos y economía circular, y longevidad, mantenimiento y fiabilidad[5]. Algunos ejemplos incluyen la optimización de trayectorias para reducir el consumo energético de los robots, sistemas de clasificación basados en IA para reciclaje y reutilización, y mantenimiento predictivo para prolongar la vida útil de los activos.

Por otro lado, los requisitos computacionales asociados a la IA, en particular al entrenamiento de modelos a gran escala, pueden traducirse en un mayor consumo energético y en mayores emisiones de carbono. La propia IFR advierte de que la huella de carbono del aprendizaje profundo puede entrar en conflicto con los objetivos de sostenibilidad si no se mitiga activamente. Esto genera una tensión entre los beneficios potenciales de la IA y su impacto ambiental.

Abordar este desafío requiere un enfoque equilibrado que contemple el ciclo de vida completo de los sistemas de IA, desde el desarrollo hasta el despliegue. Las organizaciones deben evaluar no solo los

[5]IFR (2026), “Addressing Sustainability”, Resumen Ejecutivo.

beneficios operativos de la IA, sino también sus implicaciones ambientales más amplias, asegurando que los objetivos de sostenibilidad no se vean comprometidos.

7. Casos de Uso Industriales: la IA en Acción en Planta

Más allá de los marcos conceptuales, el impacto de la IA en los sistemas industriales se vuelve tangible cuando se examina a través de casos de uso concretos ya desplegados en entornos productivos y operativos. La International Federation of Robotics identifica a la logística y el almacenamiento, la fabricación y la automatización industrial, la electrónica y el sector servicios en sentido amplio como los ámbitos líderes en la adopción de IA y robótica a escala[6]. Las siguientes subsecciones describen algunos de los casos de uso industriales más representativos en los que la IA está aportando valor medible hoy.

7.1 Mantenimiento Predictivo y Prescriptivo

El mantenimiento predictivo es una de las aplicaciones industriales de IA más maduras y ampliamente desplegadas. Mediante diagnóstico en tiempo real, detección de anomalías y predicción de fallos sobre grandes volúmenes de datos de sensores, las compañías pueden anticipar fallos de equipo y planificar intervenciones de forma proactiva. Esto se traduce directamente en menor tiempo de parada no planificada, mayor vida útil de los activos y menores costes de mantenimiento. En implementaciones avanzadas, el sistema evoluciona de predictivo a prescriptivo: no solo identifica que un fallo es probable, sino que recomienda la intervención específica, las piezas necesarias y la ventana óptima de actuación, integrándose con plataformas GMAO para automatizar la generación de órdenes de trabajo.

7.2 Visión por Computador para Calidad e Inspección

Los sistemas de visión artificial basados en aprendizaje profundo se han convertido en una piedra angular de la inteligencia robótica e industrial. Sus aplicaciones abarcan inspección de calidad, detección y clasificación de objetos, bin picking, paletizado y clasificación, así como monitorización en tiempo real de líneas de producción. Estos sistemas guían también el movimiento y comportamiento robótico, a menudo mediante bucles de realimentación que permiten a los robots adaptarse en tiempo real. En sectores como alimentación y bebidas, packaging farmacéutico o ensamblaje electrónico, la visión impulsada por IA habilita la inspección al 100 % a velocidad de línea, sustituyendo los enfoques de muestreo estadístico propios del control de calidad tradicional.

7.3 Movilidad Autónoma e Intralogística

Las tecnologías de navegación autónoma, basadas en fusión de sensores y SLAM (Simultaneous Localization and Mapping), están transformando el modo en que materiales, componentes y productos acabados se mueven dentro de las instalaciones industriales. Los robots móviles autónomos (AMR), drones y vehículos de guiado automático (AGV) se apoyan en IA para planificación de rutas, evitación de obstáculos y localización en tiempo real, habilitando

[6]IFR (2026), “Industries at the forefront”, Resumen Ejecutivo.

enrutamiento flexible en almacenes, plantas de fabricación y entornos de servicio. El resultado es una capa intralogística que puede reconfigurarse dinámicamente conforme cambia la demanda productiva, sin la infraestructura rígida que requieren los sistemas basados en cintas transportadoras.

7.4 Agarre, Manipulación y Ensamblaje Adaptativo

La IA está ampliando significativamente las capacidades robóticas en tareas de agarre, manipulación y ensamblaje, permitiendo a las máquinas operar con mayor destreza y adaptabilidad en entornos variables. Los sistemas inteligentes de manipulación de materiales soportan operaciones de picking y packaging con productos de diferentes formas, tamaños y propiedades superficiales. Las tecnologías de control adaptativo están mejorando el rendimiento en procesos como soldadura, lijado y pulido, donde los parámetros deben ajustarse en tiempo real en función del comportamiento del material. Los robots son cada vez más capaces de aprender las propiedades de los objetos y refinar sus estrategias de manipulación a partir de realimentación continua.

7.5 Gemelos Digitales, Simulación y Commissioning Virtual

Los gemelos digitales, las plataformas de simulación y las herramientas de commissioning virtual se están convirtiendo en componentes esenciales de la ingeniería industrial. Al replicar en tiempo real los sistemas del mundo físico, permiten el modelado preciso, el análisis predictivo y la validación basada en simulación de proyectos de automatización antes de su despliegue físico. Esto reduce la necesidad de prototipos costosos, acorta el time-to-market y mitiga el riesgo de disrupción operativa durante la puesta en marcha. En fase operativa, los gemelos digitales siguen funcionando como capas analíticas que comparan el comportamiento esperado frente al real y alimentan los modelos de IA con datos contextualizados.

7.6 Optimización Energética y de Recursos

La IA se utiliza cada vez más para optimizar el consumo energético y el uso de recursos en las instalaciones industriales. Las aplicaciones abarcan desde el ajuste dinámico de sistemas HVAC y utilidades en función de la carga productiva, hasta la optimización de trayectorias robóticas para reducir el consumo por ciclo, o la planificación basada en IA de procesos energéticamente intensivos, alineada con estructuras tarifarias o con la disponibilidad de generación renovable. Estos casos de uso conectan directamente el despliegue de IA con los objetivos de descarbonización y eficiencia, transformando la gestión energética de un coste estático en una variable operativa activamente optimizada.

7.7 IA Conversacional y Programación Low-Code de Robots

La IA conversacional está transformando la forma en que se programan y operan los robots industriales y los sistemas automatizados. Las herramientas basadas en grandes modelos de lenguaje, así como los emergentes Vision-Language-Action Models (VLAM), permiten a los robots interpretar entradas visuales y ejecutar tareas a partir de instrucciones en lenguaje natural. La IFR identifica explícitamente esta línea como una de las tendencias más disruptivas para el horizonte

2030–2035, señalando que reducirá la dependencia de la programación tradicional y abrirá la automatización a perfiles no especializados[7]. En la práctica industrial, esto habilita la programación low-code y no-code de robots, reduciendo drásticamente las barreras para las PYMEs y permitiendo la reconfiguración rápida de células robóticas en entornos de alta mezcla y bajo volumen.

7.8 Inteligencia Documental y del Conocimiento Operativo

Una categoría de casos de uso menos visible, pero cada vez más estratégica, es el tratamiento inteligente de la documentación industrial y el conocimiento operativo. Manuales técnicos, registros de mantenimiento, informes de incidencia, procedimientos operativos, registros de calidad y planos de ingeniería contienen una parte significativa del conocimiento operativo de la planta, históricamente atrapada en formatos no estructurados o semiestructurados. Los sistemas de IA basados en grandes modelos de lenguaje y arquitecturas de recuperación aumentada (RAG) son ya capaces de indexar, resumir y hacer directamente accionable este conocimiento, permitiendo que los técnicos de campo consulten décadas de historial operativo en lenguaje natural e integrando este conocimiento en el soporte a decisiones en tiempo real.

8. Hacia los Sistemas Industriales Cognitivos

La convergencia entre la IA, las arquitecturas centradas en el dato y los marcos de gobierno está impulsando la evolución de los sistemas industriales hacia operaciones cognitivas. En este paradigma, los sistemas son capaces de interpretar datos, aprender de la experiencia y tomar decisiones informadas de forma autónoma.

Esta evolución puede entenderse como una progresión desde sistemas automatizados centrados en la ejecución, pasando por sistemas conectados que habilitan el intercambio de datos, hasta llegar a sistemas cognitivos que integran percepción, razonamiento y acción. En este tipo de sistemas, la capacidad de transformar datos en conocimiento accionable se convierte en el principal motor de valor.

Es importante subrayar que esta transformación no sustituye a los sistemas industriales existentes, sino que se apoya sobre ellos. SCADA, MES y los sistemas de control siguen siendo esenciales para garantizar la estabilidad operativa, mientras que las plataformas de datos y las capacidades de IA aportan capas adicionales de inteligencia y adaptabilidad. El resultado es una arquitectura multicapa en la que conviven el control determinista y la inteligencia probabilística, cada una operando en su dominio y con su responsabilidad.

9. Agentes de IA Industriales: de Asistentes a Entidades Operativas Autónomas

Dentro de la evolución más amplia hacia sistemas industriales cognitivos, está emergiendo una categoría específica y de creciente importancia: los Agentes de IA Industriales. A diferencia de la

[7] IFR (2026), “Conversational AI for robot programming” y “General-purpose Robot AI”, secciones Outlook.

automatización tradicional, que ejecuta procedimientos predefinidos, y a diferencia de los copilotos conversacionales, cuya función principal es asistir al operador humano, los agentes de IA industriales son entidades de software autónomas o semiautónomas capaces de percibir su contexto operativo, razonar sobre él y ejecutar acciones en los sistemas industriales para alcanzar objetivos definidos. La International Federation of Robotics anticipa explícitamente esta transición, señalando a los agentes gobernados por lenguaje natural y a los sistemas de propósito general tipo 'RobotGPT' como una tendencia estructural de la próxima década[8].

9.1 Qué Define a un Agente de IA Industrial

Un agente de IA industrial combina típicamente tres capacidades fundamentales. Primera, percepción: el agente consume información contextual procedente de los sistemas industriales, incluyendo telemetría, alarmas, registros históricos, documentación y, cuando resulta relevante, entradas visuales. Segunda, razonamiento: apoyándose en grandes modelos de lenguaje y en herramientas especializadas, el agente interpreta la situación, planifica un curso de acción y selecciona las herramientas más adecuadas para ejecutarlo. Tercera, acción: el agente interactúa con MES, SCADA, GMAO, ERP y otras plataformas operativas a través de APIs bien definidas, disparando transacciones, actualizando registros o coordinándose con otros agentes.

Lo que distingue a un agente de IA industrial de un sistema clásico basado en reglas es su capacidad para operar en contextos ambiguos, incompletos o cambiantes, para descomponer objetivos de alto nivel en subtareas ejecutables y para adaptar su comportamiento a partir de la realimentación operativa. Lo que lo distingue de un copiloto genérico es su arraigo en los sistemas industriales: un agente no se limita a sugerir, puede actuar, con los permisos adecuados y dentro de los límites definidos por su marco de gobierno.

9.2 Casos de Uso Industriales de los Agentes de IA

En despliegues reales están emergiendo varias categorías de agentes industriales. Los agentes de orquestación de mantenimiento son capaces de triar alertas procedentes de sistemas de monitorización de condiciones, cruzarlas con registros históricos y manuales, proponer una hipótesis diagnóstica, generar la orden de trabajo en la GMAO y coordinar la disponibilidad de repuestos, todo ello con intervención humana mínima para los casos rutinarios.

Los agentes de reconciliación operativa automatizan el cruce de datos entre sistemas heterogéneos, identificando discrepancias entre informes de producción, transacciones en ERP, registros logísticos y libros contables, una tarea crítica en operaciones multiplanta complejas y que históricamente consume un esfuerzo manual considerable.

Los agentes de cumplimiento y documentación monitorizan las operaciones frente a estándares de calidad, seguridad o regulación, generando automáticamente trazas de auditoría, señalando desviaciones y produciendo la documentación exigida por organismos regulatorios o de certificación. Los agentes de planificación y scheduling ajustan dinámicamente los planes de producción en

8

respuesta a señales de demanda, disrupciones de suministro o disponibilidad energética, negociando restricciones entre distintas partes de la operación.

Finalmente, los agentes de soporte en campo asisten directamente a operarios y técnicos de mantenimiento, proporcionando respuestas contextualizadas a partir de la documentación técnica, guiando paso a paso por procedimientos complejos y capturando conocimiento operativo a medida que se genera en planta.

9.3 Gobierno, Trazabilidad y Human-in-the-Loop

El despliegue de agentes de IA industriales plantea cuestiones de gobierno que trascienden las de los sistemas de IA tradicionales. Dado que los agentes actúan, no se limitan a recomendar, su actividad debe ser plenamente trazable, auditable y reversible. Toda acción ejecutada por un agente debe quedar registrada junto con su cadena de razonamiento, los datos consumidos y la autorización bajo la que ha operado. Esto resulta crítico tanto para la rendición de cuentas como para la mejora continua de los propios agentes. De forma coherente con la orientación de la IFR sobre "cajas negras" de IA, transparencia y asignación clara de responsabilidad[9], los entornos industriales requieren que el comportamiento de los agentes sea explicable a los equipos operativos y de cumplimiento responsables de la planta.

El diseño human-in-the-loop no es, por tanto, una funcionalidad opcional, sino un requisito estructural en la mayoría de escenarios industriales. Los agentes deben operar de forma autónoma en tareas de bajo riesgo y alto volumen, donde su comportamiento esté bien comprendido y validado estadísticamente, derivando hacia el operador humano las decisiones de mayor impacto o ambiguedad. La frontera entre la operación autónoma y la supervisada debe estar definida de forma explícita, documentada y sometida a revisión continua. En contextos de seguridad crítica, el principio de aislamiento entre capas deterministas de seguridad y capas probabilísticas de IA sigue siendo fundamental: un agente de IA puede recomendar u orquestar, pero los sistemas certificados de seguridad conservan la autoridad última.

Desde una perspectiva de seguridad, los agentes de IA industriales amplían la superficie de ataque descrita en secciones anteriores. Manejan credenciales, interactúan con múltiples sistemas y pueden ser blanco de ataques de prompt injection o abuso de herramientas. Protegerlos exige aplicar la misma disciplina que a cualquier cuenta operativa privilegiada, complementada con controles específicos para componentes basados en IA: catálogos de herramientas curados, permisos acotados y monitorización en tiempo de ejecución del comportamiento del agente.

9.4 Implicaciones Estratégicas

Los agentes de IA industriales representan un salto cualitativo en la forma de organizar el trabajo operativo. No se limitan a acelerar tareas existentes, sino que redefinen la unidad de ejecución operativa, desplazándola desde acciones humanas individuales asistidas por software hasta flujos dirigidos por software y supervisados por humanos. Para las organizaciones industriales, esto implica

9

repensar el diseño de procesos, la definición de roles y las métricas de desempeño. Las organizaciones mejor posicionadas para capturar el valor de esta transición serán aquellas que traten a los agentes como ciudadanos operativos de primer nivel, con objetivos claros, gobierno, indicadores de desempeño y gestión de ciclo de vida, en lugar de como experimentos tecnológicos aislados.

10. La Dimensión Humana: Transformación de Roles y Nuevas Competencias

La transición hacia sistemas industriales cognitivos suele plantearse como un cambio tecnológico, pero sus implicaciones más profundas afectan a las personas que operan, supervisan y hacen evolucionar estos sistemas en planta. La International Federation of Robotics es explícita en este punto, señalando que la IA en la robótica está reconfigurando el trabajo al desplazar la demanda hacia habilidades digitales y cognitivas, transformar el trabajo en equipo y la toma de decisiones, y exigir procesos continuos de reskilling y upskilling de la fuerza laboral industrial[10]. Esta transformación no supone un desplazamiento de la contribución humana, sino una reconfiguración del papel que operarios, técnicos e ingenieros desempeñan dentro de entornos cada vez más autónomos.

Históricamente, los roles industriales se han estructurado en torno a la ejecución y supervisión directa de procedimientos bien definidos. Los operarios monitorizaban procesos específicos, los técnicos respondían a alarmas predefinidas y los ingenieros optimizaban sistemas en base a parámetros establecidos. En entornos cognitivos, esta lógica se invierte. Los propios sistemas ejecutan, monitorizan y optimizan una parte creciente de las operaciones rutinarias, mientras que el trabajo humano se desplaza hacia actividades de orden superior, tales como validar recomendaciones impulsadas por IA, interpretar situaciones ambiguas, gestionar excepciones y tomar decisiones en contextos donde el dato por sí solo no es suficiente. El rol humano evoluciona de ejecutar procesos a gobernar sistemas inteligentes y, crecientemente, a supervisar flotas de agentes de IA industriales.

Esta evolución introduce una nueva capa de competencias que no existía en los entornos industriales tradicionales. Más allá de la experiencia técnica clásica, los profesionales de planta deben comprender cada vez más la lógica del dato, el comportamiento de los modelos y los límites de la decisión algorítmica. La alfabetización en datos, la interpretación crítica de las salidas de la IA y la capacidad de colaborar con sistemas autónomos se están convirtiendo en habilidades fundacionales. La IFR identifica explícitamente la aparición de nuevos perfiles como ingenieros de IA, científicos de datos, especialistas en machine learning y perfiles éticos, junto con una demanda creciente de competencias en programación, alfabetización de datos y pensamiento crítico a lo ancho del conjunto de la plantilla. Igualmente relevantes son las capacidades transversales que conectan la Tecnología Operativa (OT) y la Tecnología de la Información (IT), a medida que la frontera entre los procesos físicos y la inteligencia digital se diluye.

[10]IFR (2026), “AI is reshaping work”, Resumen Ejecutivo; y IFR Position Paper “Next Generation Skills” (feb. 2024).

Al mismo tiempo, la coexistencia de trabajadores humanos y sistemas autónomos exige un foco renovado sobre la confianza, la transparencia y la supervisión humana. Los sistemas cognitivos deben diseñarse no solo para el rendimiento, sino para la explicabilidad, permitiendo al operario entender el porqué de las decisiones automatizadas e intervenir cuando sea necesario. El principio de meaningful human control se convierte en un requisito estructural, garantizando que la rendición de cuentas permanezca claramente anclada en el dominio humano, especialmente en entornos críticos donde los errores pueden traducirse en consecuencias físicas. Esto implica también abordar preocupaciones emergentes señaladas por la IFR, como el riesgo de vigilancia del empleado o la reducción de su autonomía, asegurando que la adopción de IA mejore y no erosione la calidad del trabajo industrial.

La transformación de los roles tiene, además, una dimensión organizativa relevante. La adopción de IA en entornos industriales requiere una inversión sostenida en programas de formación, reskilling y upskilling, que permitan a las plantillas existentes evolucionar al mismo ritmo que la tecnología. Las organizaciones que traten esta dimensión como una prioridad estratégica, en lugar de como una consecuencia secundaria de la digitalización, estarán mejor posicionadas para capturar el valor pleno de los sistemas industriales cognitivos. Por el contrario, subestimar la dimensión humana genera resistencia, fricción operativa y una brecha creciente entre capacidad tecnológica y preparación organizativa.

Finalmente, la dimensión humana trasciende las competencias individuales y abarca la cultura de las operaciones industriales. Los entornos cognitivos prosperan en organizaciones que promueven el aprendizaje continuo, la colaboración transdisciplinar y una comprensión compartida del papel del dato y de la IA en la toma de decisiones. En este sentido, la verdadera medida de la madurez industrial en la era de la IA no será el grado de automatización alcanzado, sino la capacidad de las organizaciones para integrar el juicio humano, la capacidad tecnológica y la responsabilidad ética en un modelo operativo coherente.

11. Conclusión

La integración de la Inteligencia Artificial en los entornos industriales representa una transformación estructural que trasciende la innovación tecnológica. Aunque la IA aporta nuevas capacidades de percepción, predicción y toma de decisiones, su impacto está fundamentalmente condicionado por las arquitecturas de dato, los modelos de gobierno y los marcos de seguridad subyacentes.

La transición del control de la ejecución a la inteligencia operativa refleja un cambio más amplio en la estrategia industrial. El dato se convierte en un activo central que debe ser gestionado, gobernado y protegido activamente. Mantener el control sobre este activo es esencial para garantizar flexibilidad, evitar dependencias y habilitar la innovación continua.

Los casos de uso industriales revisados en este documento, desde el mantenimiento predictivo y la visión por computador hasta la movilidad autónoma, los gemelos digitales y la programación conversacional, demuestran que esta transformación ya no es prospectiva: está reconfigurando activamente las operaciones hoy. La aparición de los Agentes de IA Industriales extiende esta

trayectoria hacia un nuevo paradigma operativo, en el que entidades de software autónomas actúan sobre los sistemas industriales bajo supervisión humana, redefiniendo la unidad básica de ejecución operativa[11].

Al mismo tiempo, el aumento de la autonomía de los sistemas industriales introduce nuevos riesgos que deben abordarse mediante prácticas robustas de gobierno y ciberseguridad. Como subraya la International Federation of Robotics, el futuro de los sistemas industriales dependerá no solo de las capacidades de la IA, sino también de los marcos que garanticen su uso responsable y seguro.

Igualmente decisiva es la dimensión humana de esta transformación. La evolución hacia sistemas industriales cognitivos solo desplegará todo su potencial si va acompañada de una reconfiguración deliberada de roles, competencias y cultura organizativa, situando a las personas en el centro del modelo operativo y no en su periferia.

En última instancia, la competitividad industrial no se definirá únicamente por el grado de automatización alcanzado, sino por la capacidad de transformar los datos operativos en inteligencia segura, gobernada y accionable, sostenida por una nueva generación de agentes de IA industriales y apoyada en una fuerza laboral preparada para operar, supervisar y gobernar sistemas inteligentes.

Referencias

[1] International Federation of Robotics (IFR). AI in Robotics – Trends, Challenges, Commercial Applications. Position Paper, Frankfurt, Alemania, enero de 2026.

[2] International Federation of Robotics (IFR). Collaborative Robots – How Robots Work alongside Humans. Position Paper, diciembre de 2024.

[3] International Federation of Robotics (IFR). Next Generation Skills. Position Paper, febrero de 2024.

[4] International Federation of Robotics (IFR). Humanoid Robots. Position Paper, julio de 2025.

Developed by the AER Automation – Comisión de Inteligencia Artificial

Abril de 2026

[11] IFR (2026), “Outlook 2030-2035” y “Outlook beyond 2035”, sección Deep Dive.