Inteligencia Artificial en la fábrica del futuro: Una revisión y un caso de estudio en la cooperación humano-robot

Haber, R. [a],*, Mayorga J. [a] , Castaño, F. [a], Villalonga, A. [a], Cruz, Y. [a]

[a] *Centro de Automática y Robótica (CAR-CSIC), Consejo Superior de Investigaciones Científicas, Madrid, España.*

Resumen

La Inteligencia Artificial está transformando la fabricación avanzada al integrar gemelos digitales, aprendizaje automático, visión artificial, agentes autónomos y cooperación humano-robot. Este trabajo presenta una revisión breve y crítica de estas líneas en la fábrica del futuro, con énfasis en sistemas centrados en la persona, explicabilidad, interoperabilidad, calidad cero defectos y sostenibilidad. Además, se resume un caso de estudio de cooperación humano-robot sensible a la fatiga, desarrollado sobre la línea piloto Industria 5.0 de GAMHE, donde señales fisiológicas no invasivas y datos de productividad se combinan para apoyar la asignación de tareas entre un operario y un robot móvil autónomo. Finalmente, se incluye un ejemplo breve del proyecto europeo FORTIS como marco de interacción humano-robot multimodal.

Palabras clave: inteligencia artificial, fabricación avanzada, Industry 5.0, cooperación humano-robot, fatiga, gemelos digitales, explicabilidad, FORTIS.

Artificial intelligence in the factory of the future: a review and a case study in human-robot cooperation

Abstract

Artificial intelligence is transforming advanced manufacturing through digital twins, machine learning, computer vision, autonomous agents and human-robot cooperation. This short paper reviews key trends for the factory of the future, focusing on human-centred systems, explainability, interoperability, zero-defect quality and sustainability. It also summarises a fatigue-aware human-robot cooperation case study developed on the GAMHE Industry 5.0 pilot line, where non-invasive physiological signals and productivity indicators support task allocation between a human operator and an autonomous mobile robot. A brief example from the European FORTIS project is included.

Keywords: artificial intelligence, advanced manufacturing, Industry 5.0, human-robot cooperation, fatigue, digital twins, explainability, FORTIS.

1. Introducción

La fábrica del futuro no puede definirse únicamente por su nivel de automatización. La visión europea de Industry 5.0 desplaza el foco hacia sistemas industriales sostenibles, resilientes y centrados en la persona, donde la inteligencia artificial (IA) debe aumentar las capacidades humanas y no sustituirlas de forma acrítica (European Commission, 2021). En este contexto, la IA se utiliza para observar procesos complejos, aprender de datos heterogéneos, anticipar fallos, adaptar recursos y facilitar decisiones explicables en tiempo real.

En este contexto, la cooperación humano-robot (HRC) emerge como un eje diferenciador de Industria 5.0 frente a Industria 4.0. Mientras que Industria 4.0 enfatizó la automatización máxima, Industria 5.0 reconoce que la flexibilidad, creatividad y juicio del operario humano son complementos esenciales de la precisión y resistencia del robot. La fábrica del futuro necesita sistemas que perciban el estado del trabajador, adapten la carga de trabajo compartida y comuniquen intenciones de forma natural. Este planteamiento exige avances simultáneos en percepción multimodal, modelado de fatiga, explicabilidad de decisiones y diseño de interfaces adaptativas.

Las cadenas de valor europeas afrontan simultáneamente presión de costes de competidores globales y el imperativo de descarbonizar operaciones industriales. La IA puede apoyar ambos frentes cuando se integra como parte del proceso: mantenimiento predictivo, control de calidad, optimización de parámetros, planificación y soporte a la decisión. En lugar de presentar cifras de mercado no verificadas, este trabajo se centra en tendencias documentadas en revisiones de fabricación inteligente y aplicaciones industriales de IA (Nti et al., 2022).

*Autor para correspondencia: rodolfo.haber@csic.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

El trabajo sintetiza dos fuentes complementarias. La primera es una revisión amplia de IA aplicada a fabricación avanzada, organizada en torno a gemelos digitales, agentes de IA, fabricación cero defectos, aprendizaje federado, sostenibilidad e interfaces humano-robot. La segunda es un caso de cooperación humano-robot sensible a la fatiga, previamente evaluado por revisores de IA centrada en la persona. La versión corta conserva únicamente resultados y afirmaciones documentadas; no se añaden datos experimentales no verificados.

Las revisiones recibidas subrayan que el planteamiento es relevante para IA centrada en la persona, pero que debe presentarse como integración demostrativa y no como validación industrial concluyente. En particular, se señaló la necesidad de reconocer el tamaño de la muestra reducido, la exactitud moderada del predictor, el carácter heurístico de la asignación de tareas y la obligación de documentar explícitamente consentimiento informado, aprobación ética y protección de datos fisiológicos antes de una publicación final.

2. Revisión del estado del arte

2.1. Gemelos digitales, control y optimización

Los gemelos digitales han evolucionado desde modelos de simulación hacia representaciones dinámicas sincronizadas con datos de planta. En fabricación, permiten monitorización, predicción, optimización y control en niveles de máquina, célula y fábrica (Kritzinger et al., 2018). La tendencia reciente combina modelos físicos, aprendizaje profundo y modelos híbridos para reducir la dependencia de datos etiquetados y mejorar la generalización a condiciones de proceso no observadas (Dai et al., 2025).

Esta evolución no elimina la necesidad de supervisión humana. En procesos industriales críticos, la IA debe actuar sobre capas de control certificadas y ofrecer incertidumbre, trazabilidad y capacidad de intervención. La tensión principal sigue siendo el compromiso entre fidelidad física y latencia: los modelos de alta precisión pueden ser demasiado lentos para el control en línea, mientras que los modelos puramente basados en datos pueden fallar fuera de su dominio de entrenamiento.

En el ámbito específico de la cooperación humano-robot, los gemelos digitales permiten simular escenarios de interacción antes de desplegarlos en planta. Un gemelo digital del puesto de trabajo puede modelar la ergonomía del operario, la trayectoria del robot y la distribución de tareas, anticipando riesgos de colisión y optimizando la productividad conjunta sin necesidad de ensayos físicos costosos. La simulación en fabricación, como revisaron Mourtzis et al. (2015), sigue siendo un pilar esencial, pero su integración con IA la transforma de herramienta pasiva a motor de optimización activo.

2.2. Agentes de IA y orquestación autónoma

La IA agéntica introduce sistemas con objetivos, razonamiento, planificación y coordinación con herramientas industriales. Frente a algoritmos aislados, estos agentes pueden integrar datos de mantenimiento, calidad, planificación y logística para proponer acciones coordinadas. Sin embargo, en fabricación no basta con generar recomendaciones; es necesario que los planes sean verificables, auditables y compatibles con restricciones de seguridad, trazabilidad y responsabilidad (Ren et al., 2025).

En el contexto de la cooperación humano-robot, la orquestación agéntica adquiere una dimensión adicional: el agente debe coordinar no solo máquinas, sino la interacción con un operario cuyo estado cognitivo y físico varía a lo largo del turno. Un agente que gestiona la asignación dinámica de tareas entre un cobot y un operario debe integrar información de sensores fisiológicos, modelos de fatiga y restricciones de productividad en un marco de decisión unificado. La extensión del *Model Context Protocol* (MCP) para incluir interfaces de estado del operario, además de las interfaces de maquinaria, representa una dirección de investigación prometedora para la fábrica del futuro (Busboom, 2024).

2.3. Calidad cero defectos y explicabilidad

La fabricación cero defectos combina inspección avanzada, predicción temprana y corrección preventiva. La visión artificial con redes neuronales puede detectar defectos sutiles, pero su adopción industrial exige explicaciones útiles para operarios e ingenieros. Los mapas de activación, las explicaciones locales y los marcos argumentativos facilitan la revisión de decisiones, reducen la dependencia de modelos opacos y aumentan la confianza en sistemas de inspección (Psarommatis et al., 2020; Psarommatis y Kiritsis, 2022; Rago, 2024).

En celdas colaborativas, la calidad cero defectos adquiere una dimensión humana adicional. Los errores de manipulación, los fallos de posicionamiento y las variaciones en la fuerza aplicada por el operario contribuyen a la variabilidad del proceso. La detección temprana de estos patrones mediante sensores integrados en el cobot y cámaras de visión permite activar asistencias correctivas en tiempo real: el robot puede ajustar su fuerza de sujeción, reposicionar la pieza o alertar al operario antes de que el defecto se materialice. Alonso et al. (2025) demostraron un pipeline de generación de datos sintéticos con segmentación U-Net validado en la línea piloto GAMHE 5.0 que es directamente aplicable a este tipo de inspección colaborativa.

2.4. Interoperabilidad, datos y aprendizaje federado

La IA industrial depende de datos distribuidos entre máquinas, líneas, proveedores y clientes. La interoperabilidad semántica y técnica continúa siendo una barrera: OPC UA, Asset Administration Shell y ontologías de dominio son necesarios, pero su integración práctica en plantas heterogéneas sigue siendo costosa. El aprendizaje federado permite entrenar modelos entre organizaciones sin centralizar datos sensibles, aunque todavía plantea retos de datos no idénticamente distribuidos, sobrecarga de comunicación y convergencia (Leng et al., 2025).

2.5. Interfaces humanas, ergonomía y cooperación humano-robot

El eje humano de la Industria 5.0 se refleja en interfaces que explican, negocian y adaptan la autonomía de la máquina. En cooperación humano-robot, la tendencia avanza desde zonas de seguridad rígidas hacia sistemas multimodales capaces de interpretar gestos, voz, postura, carga cognitiva y señales fisiológicas. El objetivo no es maximizar la productividad de forma aislada, sino equilibrarla con seguridad, confort, carga física, aprendizaje

*Autor para correspondencia: rodolfo.haber@csic.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

y aceptación del trabajador (Merlo et al., 2023; Hostettler et al., 2024).

La explicabilidad en la cooperación humano-robot exige ir más allá de las técnicas genéricas de XAI. El operario necesita entender por qué el robot ha cambiado su comportamiento, por qué se le asigna una tarea diferente, o por qué se le recomienda una pausa. Las explicaciones deben conectar con el modelo mental del trabajador sobre el proceso productivo, no sólo con las variables internas del modelo de IA. Los marcos de argumentación permiten modelar razones a favor y en contra de cada decisión del sistema, produciendo explicaciones contestables que el operario puede aceptar, rechazar o modificar (Rago, 2024).

La detección y modelado de la fatiga del operario es un componente esencial de la HRC centrada en la persona. Las señales fisiológicas como la frecuencia cardiaca, la variabilidad del intervalo R-R (HRV) y la actividad electrodermal proporcionan indicadores no invasivos del estado del trabajador (Chalmers et al., 2021; Charlton et al., 2022). Trabajos recientes sobre adaptación robótica en tiempo real muestran que los robots industriales pueden ajustar su comportamiento a partir de señales del operador para mejorar seguridad, confort y colaboración (Hostettler et al., 2024).

2.6. Sostenibilidad y eficiencia energética

La sostenibilidad no debe tratarse como un resultado indirecto de la automatización, sino como una variable de diseño. En fabricación avanzada, la IA puede reducir defectos, consumo energético, paradas no planificadas y desperdicio de material, siempre que los objetivos ambientales se introduzcan explícitamente en la función de optimización. Los modelos predictivos de vida útil, la planificación energética y la inspección temprana permiten actuar antes de que aparezcan residuos o pérdidas de productividad. La revisión extensa utilizada como base conecta esta línea con economía circular, mantenimiento predictivo y gemelos digitales de proceso.

Un reto abierto es medir beneficios acumulados en toda la cadena de valor. Un modelo local puede mejorar una operación, pero desplazar consumo o incertidumbre a otra etapa. Por ello, los sistemas de IA industrial deben considerar indicadores de ciclo de vida, calidad, energía, disponibilidad y ergonomía. Esta visión es especialmente importante en pymes, donde la adopción de IA debe ser escalable y compatible con máquinas existentes, conectividad limitada y personal no especializado.

2.7. Criterios de una IA industrial centrada en la persona

Una IA centrada en la persona en fabricación debe cumplir al menos cuatro criterios. Primero, debe ser útil para el trabajador, reduciendo carga o mejorando seguridad, y no sólo aumentando el ritmo de producción. Segundo, debe ser comprensible: el operario tiene que saber por qué se recomienda una pausa, se reasigna una tarea o se modifica la trayectoria de un robot. Tercero, debe ser contestable, de modo que la persona pueda corregir o rechazar una decisión. Cuarto, debe proteger datos personales y biométricos mediante minimización, consentimiento, finalidad explícita y seguridad.

Estos criterios cambian la forma de evaluar la contribución técnica. La exactitud de un modelo de fatiga es necesaria, pero insuficiente. También deben analizarse falsos positivos y falsos negativos, la aceptabilidad del dispositivo wearable, el efecto sobre productividad a largo plazo, la continuidad del proceso, el nivel de confianza y la posibilidad de intervención humana. Por esta razón, las revisiones recibidas son útiles para reorientar el trabajo: el caso debe presentarse como arquitectura experimental y como evidencia inicial, no como solución industrial generalizada.

3. El proyecto FORTIS

FORTIS, Multi-Modal and Multi-Aspect Holistic Human-Robot Interaction, es un proyecto Horizon Europe con acuerdo de subvención 101135707. Su objetivo es desarrollar interacción humano-robot holística y multimodal para entornos de trabajo, combinando señales visuales, vocales y hápticas. La revisión larga utilizada como base describe que el proyecto incluye herramientas para comunicación adaptativa, inteligibilidad robótica, reconfiguración multi-robot y gemelos digitales de interacción humano-robot.

En fabricación, FORTIS se ilustra mediante casos en una planta de lavavajillas de Beko Global. Los AGV y robots colaborativos deben convivir con operarios, interpretar órdenes por voz y gesto, mejorar la coordinación de flotas y advertir de trayectorias de posible conflicto. Según la documentación revisada, los resultados cuantitativos de confianza, aceptación, seguridad o tiempo de tarea no deben afirmarse como publicados si aún no aparecen en literatura revisada por pares; por tanto, el ejemplo se presenta aquí como marco tecnológico y no como evidencia experimental cerrada.

La conexión con el caso de fatiga es directa: ambos persiguen que el robot se adapte al trabajador. FORTIS aporta interacción multimodal y aceptación; el caso GAMHE aporta detección fisiológica y reasignación de tareas. La fábrica del futuro surge precisamente de esta convergencia entre percepción, ergonomía, autonomía supervisada y datos industriales.

La fábrica del futuro combina tres niveles. En el nivel físico, sensores, robots móviles, cobots y máquinas herramienta generan datos y ejecutan tareas. En el nivel digital, gemelos, modelos predictivos y agentes coordinan decisiones. En el nivel humano, operarios, técnicos y responsables de producción mantienen supervisión, conocimiento contextual y criterio ante situaciones no previstas. El valor de proyectos como FORTIS es conectar estos tres niveles mediante interacción multimodal y evaluación de aceptación.

4. Caso de estudio: cooperación humano-robot sensible a la fatiga

El caso de estudio se sitúa en la línea piloto de Industria 5.0 de GAMHE en el Centro de Automática y Robótica, donde se evalúa la cooperación entre un operario y un robot móvil autónomo (AMR) en tareas de transporte de piezas (Mayorga et al. 2026). La arquitectura se organiza en tres módulos: monitorización de fatiga, cálculo de productividad y toma de decisiones. La comunicación entre módulos utiliza MQTT, y la navegación del AMR se implementa sobre ROS2 y Nav2.

*Autor para correspondencia: rodolfo.haber@csic.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

El módulo de fatiga emplea sensores no invasivos: un reloj inteligente para frecuencia cardiaca e intervalo entre latidos, y un sensor de respuesta galvánica de la piel. A partir de estas señales se calcula la variabilidad de la frecuencia cardiaca, especialmente RMSSD, y se clasifican tres niveles de fatiga. En la versión analizada, las etiquetas se apoyan en agrupamiento *K-means* y el clasificador principal es XGBoost; Random Forest se usa como comparación. El mejor resultado informado es 0,76 de exactitud, 0,78 de precisión, 0,76 de exhaustividad y F1 de 0,7609.

La toma de decisiones combina fatiga estimada y productividad mediante una heurística de puntuación ponderada. La formulación asigna mayor peso a la protección del operario que a la productividad instantánea, de modo que el AMR recibe más tareas cuando aumenta la fatiga o disminuye el rendimiento. Esta solución es computacionalmente simple y adecuada para un demostrador en tiempo real, pero no debe interpretarse como una política óptima validada. Las revisiones recibidas recomiendan justificar los pesos, comparar estrategias alternativas y analizar el efecto de errores de clasificación sobre seguridad y flujo productivo.

La validación se realizó con seis participantes varones de 20 a 40 años. El protocolo de entrenamiento incluyó aproximadamente 200 minutos por sujeto en cinta con velocidades crecientes, y el escenario de validación reprodujo transporte de una pieza de 4 kg entre dos puntos. En una prueba integrada de 40 minutos, el sistema mostró que la asistencia del AMR puede reducir la carga fisiológica estimada manteniendo productividad aceptable. No obstante, el tamaño de la muestra y la homogeneidad de participantes limitan la generalización.

Un aspecto relevante es la integración del módulo de fatiga con el controlador del robot. La comunicación entre la capa de predicción (que estima el nivel de fatiga) y la capa de actuación (que reasigna tareas al cobot) debe cumplir requisitos de latencia y fiabilidad propios de un sistema de seguridad. En el demostrador actual, la comunicación se realiza mediante protocolos TCP/IP y MQTT, con un tiempo de respuesta inferior a 500 ms entre la detección de un cambio de estado de fatiga y la reasignación de la tarea. Esta latencia es aceptable para ajustes de carga de trabajo, pero sería insuficiente para funciones de seguridad en tiempo real, que requieren tiempos de respuesta del orden de milisegundos y certificación conforme a ISO 10218 e ISO/TS 15066.

El flujo de datos del demostrador separa claramente adquisición, predicción y actuación. Las señales del reloj inteligente y del sensor GSR se publican a 1 Hz en tópicos MQTT. El nodo de predicción calcula características, incluyendo HRV, y muestra el estado de fatiga cada pocos segundos. De forma paralela, el módulo de productividad estima el rendimiento reciente a partir de tiempos de entrega de piezas. La decisión final se publica hacia el AMR y hacia el operario, manteniendo una arquitectura modular y sustituible.

Esta modularidad es importante para la generalización de la solución propuesta. Si los aspectos, frecuencias, características y reglas de decisión se documentan de forma completa, otros laboratorios pueden reemplazar el clasificador, el robot o el sensor sin modificar la lógica general. La exactitud del 76% debe interpretarse con cautela. En señales fisiológicas, las transiciones entre bajo, moderado y alto cansancio son graduales y pueden confundirse por movimiento, temperatura, ajuste del sensor o diferencias individuales. Un error de clasificación no tiene el mismo impacto en todas las clases: clasificar fatiga alta como baja puede comprometer seguridad, mientras que clasificar fatiga baja como alta puede reducir productividad. Por tanto, el análisis futuro debe priorizar matriz de confusión, sensibilidad por clase y coste de error, no sólo exactitud promedio.

La asignación ponderada también requiere validación. La elección de 70% para fatiga y 30% para productividad expresa una preferencia de diseño razonable para un sistema centrado en la persona, pero debe compararse con reglas alternativas, por ejemplo, políticas conservadoras, optimización multiobjetivo o aprendizaje por refuerzo con restricciones de seguridad. Sin esta comparación, la política debe describirse como heurística transparente, de complejidad constante y adecuada para tiempo real, pero no como algoritmo óptimo.

5. Discusión

La revisión muestra que la IA en fabricación evoluciona hacia sistemas integrados: gemelos digitales para modelar, visión y explicabilidad para inspeccionar, aprendizaje federado para compartir conocimiento sin exponer datos sensibles, agentes para orquestar decisiones, y cooperación humano-robot para adaptar la automatización al operario. Desde el punto de vista científico, el principal riesgo es confundir integración con novedad metodológica. Una integración de sensores, MQTT, ROS2, XGBoost y AMR es valiosa para demostración, pero debe acompañarse de experimentos robustos, análisis estadístico y comparación con alternativas para sostener reivindicaciones científico-técnicas sólidas. Desde el punto de vista industrial, el valor reside en mostrar cómo una línea piloto puede servir para ensayar decisiones adaptativas antes de pasar a planta real.

La IA centrada en la persona requiere además gobernanza. Las señales fisiológicas pueden revelar estrés, salud o hábitos individuales; por ello, la minimización de datos, la anonimización, el consentimiento informado, la finalidad explícita y el acceso restringido no son elementos accesorios, sino condiciones de diseño. En colaboración humano-robot, la confianza no se alcanza solo con exactitud algorítmica, sino con transparencia, control humano y posibilidad de corregir decisiones.

La línea de trabajo más prometedora combina modelos de fatiga personalizados con aprendizaje incremental y validación longitudinal. También resulta necesario conectar el estado fisiológico con métricas objetivas de seguridad, errores, calidad y productividad a largo plazo. En paralelo, los gemelos digitales de HRI pueden simular escenarios de congestión, carga física o conflicto entre robots antes de ejecutarlos en fábrica.

Este trabajo no pretende reemplazar una revisión sistemática exhaustiva ni una validación clínica de fatiga. Su objetivo es articular, una presentación coherente de la IA en la fábrica del futuro y un caso concreto de cooperación humano-robot. Por ello, se han seleccionado trabajos directamente relacionadas con fabricación avanzada, gemelos digitales, IA explicable, Industria 5.0, fatiga y HRI.

*Autor para correspondencia: rodolfo.haber@csic.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

En ese sentido, el caso de fatiga y el ejemplo FORTIS no son elementos aislados: ambos muestran cómo una fábrica inteligente debe incorporar al trabajador como variable de diseño, fuente de conocimiento y agente con derecho a comprender y supervisar la automatización.

5. Implicaciones para despliegue en planta

La transferencia a planta real requiere tratar la IA desde la perspectiva de la Ingeniería de Sistemas y la Automática. En primer lugar, los sensores deben ser robustos y no interferir con la tarea. En segundo lugar, los modelos deben adaptarse a variaciones individuales sin convertir el sistema en vigilancia permanente. En tercer lugar, la intervención del AMR debe estar coordinada con normas de seguridad funcional, mapas actualizados y reglas de prioridad comprensibles para el operario. En cuarto lugar, las recomendaciones de descanso o reasignación deben comunicarse de forma respetuosa, no punitiva, y permitir confirmación humana cuando sea apropiado.

En una fábrica real también cambia el significado de productividad. En laboratorio se puede medir por ciclos de transporte, pero en planta intervienen colas, prioridades de mantenimiento, urgencias logísticas, calidad de piezas, disponibilidad del robot y organización del turno. Por tanto, la integración futura debe conectar el módulo de decisión con sistemas MES, indicadores de calidad y planificación de recursos. Esta integración debe hacerse sin que el algoritmo sustituya automáticamente el juicio del supervisor cuando existan condiciones no previstas.

5.6. Valor añadido para formación y capacitación

La fábrica del futuro no sólo necesita algoritmos más precisos; necesita operarios capaces de entenderlos. Las interfaces de IA pueden servir como herramientas de formación cuando explican de manera sencilla el estado del sistema, el motivo de una recomendación y las consecuencias de aceptarla o rechazarla. En el caso de fatiga, un mensaje útil no debería limitarse a indicar "alto cansancio"; debería explicar qué señal o tendencia se ha observado, qué tarea propone realizar el AMR y cómo afecta al flujo de trabajo.

Esta aproximación conecta directamente con FORTIS. La comunicación multimodal permite adaptar el canal al contexto: voz cuando las manos están ocupadas, señal visual cuando hay ruido, gesto cuando se requiere rapidez, y confirmación explícita cuando la decisión afecta a seguridad. La aceptación de la IA industrial dependerá de esta capacidad para integrarse en prácticas de trabajo existentes. Si el trabajador percibe que el sistema le ayuda, respeta su experiencia y no oculta decisiones críticas, la cooperación humano-robot puede convertirse en una ventaja ergonómica y productiva.

En resumen, la investigación futura debe evaluar tres planos de forma conjunta: rendimiento algorítmico, resultado operativo y experiencia humana. Separarlos conduce a conclusiones incompletas. Un clasificador de fatiga con buena exactitud puede no ser aceptado; un robot eficiente puede generar desconfianza; y una interfaz amigable puede no aportar beneficios si la asignación de tareas no está bien coordinada. La contribución de esta comunicación es proponer una lectura integrada de esos planos.

6. Conclusiones

La IA está redefiniendo la fábrica del futuro mediante sistemas capaces de observar, aprender, explicar y actuar bajo supervisión humana. La revisión sintetiza avances en gemelos digitales, agentes de IA, calidad cero defectos, interoperabilidad, sostenibilidad e interacción humano-robot. El caso de cooperación sensible a la fatiga demuestra la viabilidad de integrar señales fisiológicas y datos de productividad para apoyar decisiones de asignación entre operario y AMR, pero sus resultados deben interpretarse como prueba de concepto por el tamaño de la muestra.

El ejemplo FORTIS complementa esta visión al aportar un marco europeo de interacción multimodal orientado a confianza, aceptación y adaptación al trabajador. La siguiente etapa debe centrarse en validación con muestras más amplias y diversas, trazabilidad ética de datos biométricos, comparación de políticas de decisión y despliegue controlado en entornos industriales reales.

Agradecimientos

Este trabajo ha recibido apoyo del proyecto FORTIS, Multi-Modal and Multi-Aspect Holistic Human-Robot Interaction, Grant Agreement No. 101135707, financiado por la Unión Europea.

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.

Chalmers, T., Hickey, B. A., Newton, P., Lin, C.-T., Sibbritt, D., McLachlan, C. S., Clifton-Bligh, R., Morley, J., Lal, S., 2022. Stress watch: the use of heart rate and heart rate variability to detect stress. Sensors 22(1), 151. DOI: 10.3390/s22010151.

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.

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

FORTIS Consortium, 2024. FORTIS: Multi-Modal and Multi-Aspect Holistic Human-Robot Interaction. Horizon Europe, Grant Agreement No. 101135707.

Hostettler, D., Mayer, S., Albert, J. L., Jenss, K. E., Hildebrand, C., 2024. Real-time adaptive industrial robots: improving safety and comfort in human-robot collaboration. CHI '25: Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems 908, 1 – 16.DOI:10.1145/3706598.3713889

Kritzinger, W., Karner, M., Traar, G., Henjes, J., Sihn, W., 2018. Digital twin in manufacturing: a categorical literature review and classification. IFAC-PapersOnLine 51(11), 1016-1022. DOI: 10.1016/j.ifacol.2018.08.474.

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.

Merlo, E., Lamon, E., Fusaro, F., Lorenzini, M., Carfi, A., Mastrogiovanni, F., Ajoudani, A., 2023. An ergonomic role allocation framework for dynamic human-robot collaborative tasks. arXiv:2301.07999v1.

*Autor para correspondencia: rodolfo.haber@csic.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

Mourtzis, D., Doukas, M., Bernidaki, D., 2015. Simulation in manufacturing: review and challenges. Procedia CIRP 25, 213-229. DOI: 10.1016/j.procir.2015.02.108.
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. DOI: 10.1007/s10845-021-01771-6.
Charlton, P. H, et al., 2022. Wearable photoplethysmography for cardiovascular monitoring. Proceedings of the IEEE.
Psarommatis, F., Kiritsis, D., 2022. A hybrid decision support system for automating decision making in the event of defects in zero defect manufacturing. Journal of Industrial Information Integration 26, 100263. DOI: 10.1016/j.jii.2021.100263.
Psarommatis, F., May, G., Dreyfus, P. A., Kiritsis, D., 2020. Zero defect manufacturing: state-of-the-art review, shortcomings and future directions. Journal of Intelligent Manufacturing 31, 825-862. DOI: 10.1007/s10845-019-01478-5.
Rago, A., 2024. A little of that human touch: achieving human-centric explainable AI via argumentation. Proceedings of the 33rd International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), 8565-8570.
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.2025.08.017Mayorga J. et al. 2026, A Human-Centred Intelligent System for Fatigue-Aware Human-Robot Collaboration in Industry 5.0: Integrating Physiological Monitoring with Adaptive Task Allocation, International Journal of Industrial Ergonomics (submitted).

*Autor para correspondencia: rodolfo.haber@csic.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)