Integration of Artificial Intelligence into the Ishikawa Diagram for Process Optimization in the Automotive Industry

Julio Bernal-Pacheco[1]; Jenifer Lopez-Shirorima[2]; María Cardenas-Soncco[3]; Pedro Guevara-Chávez[4]; Victor Manuel Arias Salinas[5]; Henry Espinoza-Vargas[6]

[1,2,3,4,5,6] Universidad Privada del Norte, Perú; *julio.bernal@upn.edu.pe*[1]; *N00437435@upn.pe*[2]; *N00420288@upn.pe*[3]; *N00445387@upn.pe*[4]; *N00422721@upn.pe*[5]; *N00412558@upn.pe*[6]

Abstract– ***One of the major challenges facing the automotive industry is the increasing complexity of manufacturing processes. The large volume of data generated by intelligent sensors, Enterprise Resource Planning (ERP) systems, inspection equipment, and automated production lines has exposed the limitations of the traditional Ishikawa Diagram in rapidly and objectively identifying the root causes of quality-related problems. This study conducted a systematic review of 100 research papers retrieved from Scopus, Web of Science, ScienceDirect, SciELO, ProQuest, EBSCO, and Google Scholar to rigorously analyze how the application of Artificial Intelligence (AI) enhances the Ishikawa Diagram, transforming quality management into a more intelligent, data-driven system that strengthens analytical capabilities and improves decision-making. The review followed the PRISMA guidelines and analyzed evidence published between 2020 and 2026. The findings demonstrate that integrating AI into the Fishbone (Ishikawa) Diagram positively contributes to root cause identification by improving analytical accuracy, supporting data-driven decision-making, and promoting continuous improvement in automotive manufacturing processes. The reviewed studies reported diagnostic accuracies ranging from 94.64% to 99.38%, as well as significant improvements in operational performance, including reductions of up to 76% in analysis time and 75% in customer complaints through the application of technologies such as Big Data, Explainable Artificial Intelligence (XAI), and Digital Twins. It is concluded that the integration of Artificial Intelligence into the Ishikawa Diagram significantly enhances root cause analysis by increasing diagnostic accuracy, improving process optimization, and supporting more transparent, efficient, and evidence-based decision-making within the framework of Industry 4.0.***

Keywords-- ***Artificial Intelligence, Ishikawa Diagram, Root Cause Analysis, Automotive Manufacturing, Industry 4.0.***

Integración de Inteligencia Artificial en el Diagrama de Ishikawa para la optimización de procesos en la industria automotriz

Julio Bernal-Pacheco[1]; Jenifer Lopez-Shirorima[2]; María Cardenas-Soncco[3]; Pedro Guevara-Chávez[4]; Victor Manuel Arias Salinas[5]; Henry Espinoza-Vargas[6]
[1,2,3,4,5,6] Universidad Privada del Norte, Perú; *julio.bernal@upn.edu.pe*[1]; *N00437435@upn.pe*[2]; *N00420288@upn.pe*[3]; *N00445387@upn.pe*[4]; *N00422721@upn.pe*[5]; *N00412558@upn.pe*[6]

Resumen– ***Uno de los desafíos en la industria automotriz es el manejo creciente complejo de los procesos de manufactura, con un elevado volumen de datos generados por sensores inteligentes, sistemas ERP, equipos de inspección y líneas automatizadas lo que ha puesto en evidencia las limitaciones del Diagrama de Ishikawa para identificar, de manera rápida y objetiva, las causas raíz de los problemas de Calidad. Se realizó una revisión sistemática de 100 investigaciones, teniendo como base de datos a Scopus, Web of Science, Science Direct, Scielo, Proquest, Ebsco y Google Scholar, para analizar de manera rigurosa cómo la aplicación de Inteligencia Artificial fortalece el Diagrama Ishikawa, consolidando una gestión de la calidad en un sistema más inteligente y orientado por datos, permite elevar sus capacidades analíticas y mejorar la toma de decisiones. Para ello, se siguió la meta PRISMA, se analizan las evidencias publicadas entre 2020 y 2026, que demuestran la integración de la IA aplicados al Diagrama Espina de Pescado, contribuye positivamente a la identificación de causas raíz, mejorando la precisión del análisis, fortaleciendo la toma de decisiones basada en datos y favoreciendo la mejora continua en los procesos de manufactura de la industria automotriz. Este trabajo pone en evidencia de estudios revisados que reportan precisiones diagnósticas entre el 94,64 % y el 99,38 %, además de mejoras significativas en el desempeño operativo, como una reducción de hasta el 76 % en el tiempo de análisis y del 75 % en las reclamaciones de clientes mediante el uso de tecnologías como Big Data, Inteligencia Artificial Explicable (XAI) y Gemelos Digitales. Se concluye que la integración de la Inteligencia Artificial en el Diagrama de Ishikawa .***

Palabras clave-- Inteligencia Artificial, Diagrama de Ishikawa, Análisis de Causa Raíz, Manufactura Automotriz, Industria 4.0.

I. INTRODUCCIÓN

En el actual escenario de transformación digital, la industria automotriz se enfrenta a retos cada vez más exigentes para identificar con rapidez las causas de los problemas de calidad, reducir desperdicios, optimizar los procesos productivos y mantener su competitividad [1]. La incorporación de tecnologías propias de la Industria 4.0**,** como la Inteligencia Artificial (IA)**,** el Internet de las Cosas (IoT)**,** Big Data y el Machine Learning, ha permitido que las empresas recopilen grandes volúmenes de información en tiempo real a través de sensores inteligentes, sistemas ERP, equipos de inspección automatizada y líneas de manufactura. Sin embargo, disponer de más datos no siempre significa tomar mejores decisiones. En muchos casos, la cantidad y complejidad de la información supera la capacidad de los métodos tradicionales de análisis para procesarla de manera eficiente e identificar con precisión las causas raíz de los problemas de calidad. En este escenario, la IA ha pasado de ser una tecnología emergente a convertirse en un recurso estratégico para la manufactura moderna. Su aplicación ya no se limita a tareas específicas; hoy interviene en el mantenimiento predictivo, la inspección inteligente de calidad, la automatización de procesos y la optimización de la producción mediante modelos capaces de aprender del comportamiento de los sistemas. Gracias a ello, es posible analizar grandes volúmenes de datos en menor tiempo, reconocer patrones que difícilmente serían detectados mediante métodos convencionales y generar diagnósticos más precisos que facilitan una toma de decisiones más rápida y fundamentada.

La literatura científica respalda estos avances con resultados consistentes. Según Calaon et al. [2], demostraron que la integración de datos multimodales, modelos Transformer **e** Inteligencia Artificial Explicable (XAI) mejora la identificación automática de las causas raíz y, al mismo tiempo, facilita la interpretación de los resultados obtenidos por los modelos predictivos. En la misma línea, otras investigaciones reportan niveles de precisión de hasta 95,37 % mediante algoritmos XGBoost para identificar las variables críticas asociadas a los problemas de calidad, además de valores de 99,38 % y 98,75 % en la detección automática de anomalías durante el control de calidad automotriz [3], [14]. A ello se suma que las técnicas de IA explicable permiten comprender mejor cómo los modelos llegan a sus predicciones, incrementando la confianza de los especialistas durante la toma de decisiones críticas dentro de la planta [3].

Como consecuencia de estos avances, el análisis de causa raíz está evolucionando hacia enfoques híbridos que combinan el conocimiento de los expertos con las capacidades del aprendizaje automático. Pietsch et al. [4] señalan que, si bien las metodologías tradicionales continúan siendo ampliamente utilizadas, los enfoques basados en datos ofrecen ventajas importantes al procesar grandes volúmenes de información en menor tiempo y descubrir relaciones que, de otro modo, pasarían desapercibidas. En un sentido similar, [5] destacan que la incorporación de Big Data y Machine Learning

fortalece los sistemas de mejora continua al automatizar la identificación de las causas raíz y facilitar la gestión del conocimiento dentro de las organizaciones. Los resultados respaldan esta afirmación: investigaciones recientes reportan precisiones de hasta 94,64 % en la identificación automática de causas raíz y una reducción del tiempo de diagnóstico de varias horas a solo segundos, mejorando de manera significativa la capacidad de respuesta frente a los problemas de calidad [7], [11].

A pesar de estos avances, el Diagrama de Ishikawa**,** también conocido como diagrama de causa y efecto o de espina de pescado, continúa siendo una de las herramientas más utilizadas para el análisis de causa raíz dentro de los sistemas de gestión de la calidad, para organizar de forma sistemática las posibles causas que originan un problema determinado. Tradicionalmente su estructura permite organizar de manera ordenada las posibles causas de un problema en categorías como método, maquinaria, materiales, mano de obra, medio ambiente y medición, facilitando el análisis de problemas complejos en los procesos industriales [6].

En ese sentido, integrar la IA con el Diagrama de Ishikawa representa una oportunidad para transformar una herramienta ampliamente consolidada en la gestión de la calidad en un sistema más inteligente y orientado por datos. Esta integración no busca reemplazar la experiencia de los especialistas; por el contrario, pretende complementarla mediante algoritmos capaces de procesar grandes volúmenes de información, identificar relaciones complejas entre múltiples variables y ofrecer un análisis de causa raíz más objetivo, preciso y oportuno. De esta manera, el Diagrama de Ishikawa puede evolucionar hacia una herramienta de apoyo para la toma de decisiones en tiempo real, contribuyendo a la optimización de los procesos productivos, al fortalecimiento de la mejora continua y al incremento de la competitividad de la industria automotriz en el marco de la Industria 4.0.

En ese contexto, se desarrollaron el marco TRACE, el cual integra técnicas de Machine Learning, Inteligencia Artificial Explicable (XAI) y el Diagrama de Ishikawa para fortalecer el análisis de causa raíz en sistemas de manufactura. Como resultado, el modelo incrementó la precisión del diagnóstico en un 15 % y redujo las pérdidas de rendimiento en un 21,7 %, además de mejorar la transparencia en la interpretación de las causas identificadas [1]. Los autores concluyeron que la integración de herramientas tradicionales de calidad con técnicas de inteligencia artificial favorece una mejor identificación de las causas raíz y una toma de decisiones más confiable. Este estudio es relevante para la presente investigación porque demuestra que la combinación del Diagrama de Ishikawa con la IA constituye una alternativa efectiva para optimizar el análisis de causa raíz en la industria automotriz. Otro es el caso en el que se desarrollaron una metodología basada en datos multimodales e Inteligencia Artificial Explicable (XAI) para automatizar el análisis de causa raíz en procesos de manufactura. El modelo integró diferentes fuentes de información industrial y empleó valores SHAP para explicar la influencia de las variables en las predicciones, obteniendo un RMSE de 0,4642 ± 0,0213 y manteniendo un desempeño predictivo equivalente utilizando únicamente las seis variables más importantes [3]. Los autores concluyeron que la integración de datos multimodales con XAI reduce la dependencia del conocimiento exclusivamente humano y mejora la precisión del diagnóstico de las causas raíz. Este antecedente aporta evidencia sobre la utilidad de la inteligencia artificial para fortalecer el análisis de causa raíz y optimizar la gestión de la calidad en la manufactura. También se realizaron una revisión de alcance (Scoping Review) sobre los métodos empleados para el análisis de causa raíz en la manufactura industrial. Los autores analizaron 245 artículos científicos, de los cuales seleccionaron 35 estudios mediante la metodología PRISMA-ScR, clasificándolos en enfoques basados en conocimiento experto, inteligencia artificial y métodos híbridos. Los resultados evidenciaron un incremento en el uso de técnicas de IA y Machine Learning para la identificación de causas raíz, destacando el potencial de los enfoques híbridos que combinan el conocimiento experto con modelos inteligentes . Los autores concluyeron que la inteligencia artificial no reemplaza las metodologías tradicionales, sino que las complementa, incrementando la precisión y la interpretabilidad del análisis de causa raíz. Este estudio respalda la importancia de integrar la inteligencia artificial con herramientas como el Diagrama de Ishikawa para mejorar la toma de decisiones en los procesos manufactureros [5].

A partir de lo descrito en los párrafos anteriores, se formuló la siguiente pregunta de investigación para la presente revisión sistemática de la literatura científica: ¿Cuál es el impacto de la integración de la Inteligencia Artificial en el Diagrama de Ishikawa para la identificación de causas raíz en los procesos de manufactura de la industria automotriz?

En ese marco, el objetivo de la presente investigación fue describir el impacto de la integración de la Inteligencia Artificial en el Diagrama de Ishikawa para la identificación de causas raíz en los procesos de manufactura de la industria automotriz, mediante una revisión sistemática de la literatura científica publicada entre los años 2020 y 2026, con el propósito de identificar sus principales aplicaciones, beneficios, limitaciones y oportunidades de investigación futura.

II. METODOLOGÍA

El presente estudio se desarrolló a partir de un análisis sistemático que sigue cuidadosamente la metodología PRISMA 2020. La estrategia de búsqueda cubrió el periodo (2020-2026) en base de datos de alto impacto como Scopus, Web of Science, Scielo, ScienceDirect y Ebsco. Las

ecuaciones de búsqueda trilingües (español, inglés y portugués) combinaron términos clave "Ishikawa Diagram", "Fishbone", "Artificial Intelligence", "Root Cause Analysis", "Automotive Manufacturing" (detallados en la tabla 1). El proceso consistió en una lectura comparativa y depurativa, donde se identificaron los conceptos, enfoques y evidencias más relevantes de cada fuente, organizándolos de forma coherente para construir un marco metodológico claro y utilizable para el estudio sobre todo, aquellas evidencias prácticas que realmente ilustran cómo esta fusión tecnológica está revolucionando el Diagrama Ishikawa a través de la IA. Esta estrategia permitió unificar criterios y concentrar los aportes vinculados a la mejora del desempeño de Diagrama Ishikawa mediante herramientas digitales avanzadas (IA).
El detalle de las ecuaciones de búsqueda y las bases de datos se resume en la Tabla 1.

TABLA I
COMANDOS UTILIZADOS

Base de datos	Ecuaciones de búsqueda
Scopus	(("Ishikawa Diagram" OR "Fishbone") AND ("Artificial Intelligence") AND ("Root Cause Analysis") AND ("Automotive Manufacturing"))
WoS	(("Ishikawa Diagram") AND ("Machine Learning") AND ("Root Cause Analysis") AND ("Automotive Industry"))
Scielo	("Ishikawa") AND ("AI") AND ("Root Cause Analysis") AND ("Automotive")
ScienceDirect	(("Ishikawa Diagram") AND ("AI") AND ("RCA") AND ("Automotive Manufacturing"))
Ebsco /Google Scholar	(("Ishikawa") AND ("Artificial Intelligence") AND ("Root Cause Analysis") AND ("Automotive"))

Fuente: elaboración propia

Una vez definidas las ecuaciones de búsqueda, se establecieron los criterios de inclusión y exclusión que permitieron delimitar la muestra final de artículos analizados, los cuales se detallan en la Tabla 2.

Tabla II
CRITERIOS DE INCLUSIÓN Y EXCLUSIÓN

Se incluyeron	Se excluyeron
Artículos publicados entre 2020 y 2026	Artículos publicados fuera del período 2020–2026
Artículos con texto completo y acceso gratuito	Artículos sin texto completo.
Artículos indexados en las bases de datos Scopus, Web of Science (WoS), SciELO, ScienceDirect, Ebsco y Google Scholar	Artículos no indexados en Scopus, Web of Science (WoS), SciELO, ScienceDirect, Ebsco y Google Scholar
Artículos relacionados con las categorías de estudio.	Artículos que no guardan relación con las categorías de estudio.

Fuente: Elaboración propia

III. RESULTADOS

El proceso de revisión explicado anteriormente se basa en la metodología PRISMA [10], la cual propone un sistema de evaluación de revisión sistemática basado en la valoración de diversos componentes clave del diseño y la ejecución de los estudios científicos, organizados en cuatro fases: identificación, cribado, elegibilidad e inclusión. La aplicación conjunta de las ecuaciones de búsqueda (Tabla 1) y los criterios de selección (Tabla 2) permitió depurar el universo inicial de publicaciones hasta obtener una muestra final de 100 artículos científicos, distribuidos en las cuatro bases de datos consultadas: Scopus, ScienceDirect, Web of Science, SciELO, Ebsco y Google Scholar, los cuales constituyen el corpus documental analizado en la sección de Resultados y Discusión.

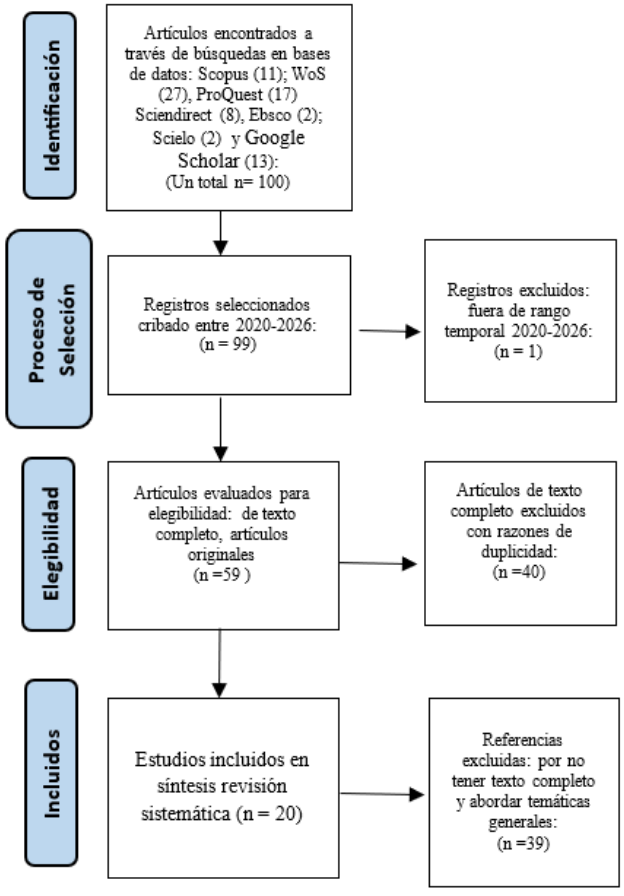


Fig. 1 Análisis Prisma

En la Tabla 2 se presenta el análisis de los 20 artículos científicos seleccionados para esta revisión, en los cuales se examinan los objetivos, resultados, conclusiones, vacíos y recomendaciones relacionados con la integración de la IA en el diagrama de Ishikawa para la identificación de causas raíz en procesos de manufactura de la industria automotriz.

TABLA II
ANÁLISIS DE 20 ARTÍCULOS CIENTÍFICOS SOMETIDOS AL ESTUDIO

Nº	Base de datos	Título / Autor (es)	Objetivo	Resultados	Conclusiones	Vacíos encontrados o deficiencias	Propuesta o recomendaciones	País
[11]	SCOPUS	Un marco para el análisis explicable de la causa raíz en sistemas de fabricación: combinación de aprendizaje automático, inteligencia artificial explicable y el modelo Ishikawa para la fabricación industrial / Daniel Kiefer; Tim Straub; Günter Bitsch; Clemens Van Dinther / 2025.	Desarrollar el marco TRACE para integrar ML, XAI e Ishikawa y mejorar la transparencia.	Se logró un incremento del **15% en precisión** y una reducción del **21.7%** en las pérdidas de rendimiento.	Se desarrolló el marco TRACE logrando integrar con éxito ML e Ishikawa, mejorando la toma de decisiones.	La metodología se limita a prototipo de laboratorio.	Validar el marco mediante pruebas experimentales en plantas de producción real para transitar de un análisis predictivo a una gestión prescriptiva basada en causa-efecto.	Alemania.
[12]	SCIENCE DIRECT	Integration of Multimodal Data and Explainable Artificial Intelligence for Root Cause Analysis in Manufacturing Processes. (Integración de datos multimodales e inteligencia artificial explicable para el análisis de causa raíz en procesos de manufactura.) / Matteo Calaon, Tingting Chen y Guido Tosello. / 2024.	Automatizar el análisis de causas raíz integrando datos multimodales y XAI para reducir la dependencia de expertos y superar limitaciones de datos unimodales.	Logró un RMSE de **0.4642 ± 0.0213**. SHAP validó que las 6 variables principales mantienen un rendimiento predictivo equivalente al modelo completo.	Se logró automatizar el análisis de causas raíz mediante la integración de datos multimodales y XAI, superando las limitaciones de métodos tradicionales. Este enfoque permite una estructuración más eficiente y dinámica de las categorías causa-efecto propias del diagrama de Ishikawa, facilitando su aplicación digital en entornos industriales.	El estudio se limita a un prototipo teórico de laboratorio y, aunque identifica variables influyentes, carece de validación física que confirme una relación de causa-efecto real en la planta.	Validar el modelo en un entorno industrial real y realizar pruebas experimentales controladas para confirmar si las correlaciones detectadas son efectivamente causas físicas del problema.	Dinamarca
[13]	PROQUEST	Comparative Analysis of Explainable AI Methods for Manufacturing Defect Prediction: A Mathematical Perspective (Análisis comparativo de métodos de IA explicable para la predicción de defectos en la fabricación desde una perspectiva matemática).Gabriel Marín Díaz./ 2025.	Desarrollar un marco de trabajo que integre aprendizaje automático y explicabilidad para identificar causas de fallas en la manufactura.	Se desarrolló el marco integrando el modelo **XGBoost**, logrando una precisión del **95.37%** y detectando que "MaintenanceHours", "DefectRate" y "QualityScore" son las causas críticas de fallas.	Se desarrolló el marco que permite identificar con precisión las causas de los defectos, facilitando la toma de decisiones basada en datos. Este modelo matemático optimiza la clasificación de variables críticas, las cuales pueden ser directamente mapeadas en las ramas de un diagrama de Ishikawa para un diagnóstico visual más estructurado.	El estudio se realizó bajo condiciones controladas y aún no ha sido probado en entornos industriales reales.	Se recomienda el co diseño e implementación de infraestructuras inclusivas de gestión de datos distribuidos en fábrica para el diagnóstico en	España.
[14]	Scopus	Root Cause Analysis in Industrial Manufacturing: A Scoping Review of Current Research, Challenges and the Promises of AI-Driven Approaches / Análisis de la causa raíz en la fabricación industrial: una revisión exploratoria de la investigación actual, los desafíos y las promesas de los enfoques basados en inteligencia artificial / Dominik Pietsch, Marvin Matthes, Uwe Wieland, Steffen Ihlenfeldt y Torsten Munkelt / 2024.	Realizar una revisión exploratoria del estado actual del Análisis de Causa Raíz (RCA) en la manufactura industrial, evaluando los enfoques tradicionales basados en conocimiento y los enfoques modernos basados en Inteligencia Artificial, Machine Learning y métodos híbridos para identificar causas raíz de defectos y fallas en procesos productivos.	Como resultado, se analizaron 245 artículos científicos de Scopus, Web of Science e IEEE Xplore, de los cuales 35 fueron seleccionados. Los estudios se clasificaron en 8 enfoques basados en conocimiento experto, 20 basados en IA/Machine Learning y 7 híbridos . Además, se destacó la IA Explicable (XAI)como una tendencia clave para mejorar la interpretación de las causas raíz.	Los autores concluyeron que los enfoques basados en IA están ganando importancia en el RCA de manufactura, destacando que de los 35 artículos analizados, 20 utilizaron métodos basados en datos, demostrando mayor interés por soluciones inteligentes que complementen herramientas tradicionales como Ishikawa.	Existe poca integración entre el **Diagrama de Ishikawa y los modelos de IA**, además de problemas de interpretación de resultados y disponibilidad de datos industriales.	Se recomienda desarrollar enfoques híbridos que integren Ishikawa, conocimiento experto e IA Explicable (XAI) para mejorar la identificación y comprensión de las causas raíz.	Alemania
[15]	WOS	Artificial Intelligence for Quality Defects in the Automotive Industry: A Systematic Review. (Inteligencia Artificial para los Defectos de Calidad en la Industria Automotriz: Una Revisión Sistemática) /Oswaldo Morales Matamoros; José Guillermo Takeo Nava; Jesús Jaime Moreno Escobar; Blanca Alhely Ceballos Chávez/ 2025.	Analizar las aplicaciones de la inteligencia artificial para la detección de defectos de calidad, control de calidad, mantenimiento predictivo y manufactura de cero defectos en la industria automotriz, dentro del contexto de Industria 4.0 y 5.0, evaluando cómo estos enfoques pueden estructurarse mediante la metodología de Ishikawa para la identificación de causas raíz.	La inteligencia artificial ha demostrado ser una herramienta eficaz para mejorar la gestión de la calidad en la industria automotriz, ya que permite reducir desperdicios y optimizar los procesos de producción. En los estudios revisados, algunos modelos de IA alcanzaron precisiones de hasta **99 %** en la predicción de la calidad y **98 %** en la detección de defectos. Además, los autores destacan la importancia de desarrollar modelos más transparentes e integrar sistemas ciber físicos para avanzar hacia una manufactura más sostenible y alineada con la Industria 5.0.	Los autores analizaron e dentifican que, a pesar de los altos niveles de precisión en la detección, la interpretabilidad de los modelos sigue siendo un desafío. La integración de estos resultados en un diagrama de Ishikawa permitiría transformar la complejidad de los datos de la IA en una jerarquía causa-efecto comprensible para los operarios de la industria automotriz.	Aunque la inteligencia artificial ha demostrado buenos resultados en la detección de defectos y el diagnóstico de fallas, los autores identifican algunas limitaciones que aún deben superarse. Entre ellas se encuentran la falta de datos de calidad para entrenar los modelos, la dificultad para interpretar sus resultados, la detección simultánea de múltiples fallas y su aplicación en entornos reales de manufactura.	Se recomienda seguir desarrollando modelos de inteligencia artificial que sean más fáciles de interpretar y aplicar en la industria. Además, es importante integrar tecnologías como IoT y Edge-AI para mejorar el monitoreo en tiempo real y fortalecer los sistemas de diagnóstico y mantenimiento predictivo, logrando una mayor precisión y confiabilidad.	México

[16]	Scincedirect	An Intelligent Digital Twin Based on Machine Learning for Interpretable Decision-Making in Manufacturing . (Un Gemelo Digital Inteligente Basado en Aprendizaje Automático para la Toma de Decisiones Interpretables en Manufactura.) / Stefano Genetti; Giorgio Scarton,Marco Formentini , Giovanni Iacca /2025.	Desarrollar un marco de Gemelo Digital Inteligente (Intelligent Digital Twin, iDT) para la programación de la producción en entornos manufactureros, integrando técnicas de Machine Learning interpretables, modelos de lenguaje de gran escala (LLMs) e interacción humano-máquina, con el fin de mejorar la toma de decisiones bajo condiciones de incertidumbre y variabilidad.	Se desarrolló el marco IELDT, que integra árboles de decisión interpretables, simulación y modelos de lenguaje para mejorar la programación de la producción. Los resultados obtenidos en la planta de Adige Spa demostraron su eficacia, al reducir en 21 % las evaluaciones necesarias para encontrar el tiempo óptimo de fabricación y resolver la reprogramación ante imprevistos en menos de 400 segundos.	El estudio concluye que el marco IELDT es una herramienta eficaz para mejorar la programación de la producción en entornos manufactureros, ya que combina modelos de inteligencia artificial interpretables con la participación de los planificadores en la toma de decisiones. Además, su implementación permitió optimizar el proceso de planificación, reduciendo en 21 % las evaluaciones necesarias y resolviendo la reprogramación de la producción en menos de 400 segundos, lo que demuestra su utilidad para enfrentar escenarios de incertidumbre en la manufactura. Este marco permite estructurar y automatizar las ramas de un diagrama de Ishikawa digitalizado para una interpretación más ágil ante la incertidumbre.	El estudio identifica algunas limitaciones del marco IELDT que aún deben ser consideradas. Entre ellas destacan la dependencia de la experiencia del planificador para proporcionar retroalimentación adecuada, la posible fatiga del usuario por la interacción continua con el sistema y el incremento del tiempo de respuesta cuando se manejan grandes volúmenes de órdenes o imprevistos.	Se recomienda evaluar la implementación del marco IELDT en diferentes entornos manufactureros y procesos de la cadena de suministro para comprobar su capacidad de adaptación. Asimismo, es importante fortalecer la interacción entre los expertos y los sistemas de inteligencia artificial, continuar investigando métodos de IA interpretables y analizar la escalabilidad del modelo en escenarios productivos más complejos.	Italia.
[17]	Scincedirect	A big data-driven root cause analysis system: Application of Machine Learning in quality problem solving (Sistema de análisis de causa raíz basado en Big Data mediante la aplicación de aprendizaje automático para la solución de problemas de calidad..) / Qiuping Ma, Hongyan Li, Anders Thorstenson. /2021.	Desarrollar un sistema de análisis de causa raíz basado en Big Data y técnicas de Machine Learning para mejorar la precisión, rapidez y eficiencia en la identificación y resolución de problemas de calidad en entornos de manufactura.	Sistema de Machine Learning y Big Data identifica automáticamente causas de problemas de calidad en manufactura. Validó **63 666** registros automotrices de **7** años, clasificando fallas en **41** categorías. El modelo DNN lideró con **94,64 %** de precisión, superando a Fast KNN (**90,66 %**) y KNN (**89,91 %**), optimizando el diagnóstico.	Sistema de Big Data y Machine Learning optimiza la identificación de causas raíz en manufactura. El modelo DNN fue el más eficiente con **94,64 %** de precisión, analizando más de **12 000** problemas en pocos segundos. El diagnóstico automático, sumado a expertos en casos complejos, mejora la toma de decisiones y resolución de fallas. Esta capacidad de clasificación automática es clave para alimentar jerárquicamente las categorías de un diagrama de Ishikawa, mejorando la precisión en la resolución de fallas	El estudio presenta algunas limitaciones, como la dependencia de grandes volúmenes de datos históricos y el alto costo computacional para procesar la información. Además, el modelo con mejor desempeño (DNN, 94,64 % de precisión) es poco interpretable y puede reducir su efectividad al identificar causas raíz poco frecuentes debido al desbalance de los datos.	Explorar otros algoritmos de clasificación como Random Forest y Support Vector Machines (SVM), actualizar continuamente las bases de conocimiento del sistema y extender su aplicación a entornos manufactureros con mayor diversidad de productos y procesos.	China y Suecia
[18]	SCOPUS	Assembly Line Anomaly Detection and Root Cause Analysis Using Machine Learning (Detección de anomalías y análisis de causa raíz en líneas de ensamblaje mediante aprendizaje automático) /Osama Abdelrahman y Pantea Keikhosrokiani /2020.	Desarrollar un enfoque basado en Machine Learning para detectar anomalías e identificar las causas raíz de defectos en líneas de ensamblaje, con el fin de mejorar la calidad del proceso y reducir las tasas de rechazo en la producción.	Modelos de aprendizaje no supervisado detectaron anomalías en piezas y sus causas raíz. Destacaron ABOD (AUCROC = **0,99**) y KNN (AUCROC = **0,95**). El análisis de Pareto identificó que las **tres** principales causas de rechazo concentraban entre el **85 %** y **86 %** de los defectos, optimizando límites y reduciendo rechazos.	Modelos no supervisados son eficaces para detectar anomalías y apoyar el análisis de causa raíz en manufactura. ABOD y KNN lograron un desempeño sobresaliente con AUCROC de **0,99** y **0,95**, respectivamente. Identificar las causas principales permitió ajustar límites de máquinas, disminuyendo tasas de descarte y mejorando el control de calidad. Estos hallazgos facilitan el llenado dinámico de las categorías 6M de un diagrama de Ishikawa, permitiendo un control de calidad más enfocado y reactivo.	El estudio presenta algunas limitaciones relacionadas con su enfoque reactivo, ya que los modelos detectan las anomalías únicamente después de que se producen. Además, el análisis se realizó con un historial de solo **5 días** de producción, lo que limita la capacidad de generalización de los resultados.	Ajustar los límites de especificación de las variables críticas identificadas, ampliar los períodos de entrenamiento de los modelos y desarrollar investigaciones orientadas a la predicción temprana de anomalías mediante el análisis de series temporales. Además, se recomienda validar los modelos con conjuntos de datos más extensos para mejorar su estabilidad y precisión.	Malasia.
[19]	SCIELO	Aplicación de Deep Learning para la identificación de defectos superficiales en manufactura / Gómez, A. & Torres, L. / 2023 Se logró una precisión del 96.4% en la clasificación de fallas superficiales en tiempo real.	Analizar mediante una revisión sistemática el uso de técnicas de *Deep Learning* y *Machine Learning* en la detección automatizada de defectos, con el fin de evaluar su capacidad para proporcionar datos precisos que optimicen el Análisis de Causa Raíz en la manufactura automotriz.	Revisión sistemática confirma que Deep Learning y Machine Learning optimizan el control de calidad industrial. Los datos demuestran una efectividad superior al **93%** en plagas agrícolas, **96%** en café con broca, **95,77%** en piezas de fundición metalúrgica, **95%** en reciclaje y **95,65%** en análisis de agua. En la industria farmacéutica, se redujo el error de calibración a menos del **10%**, validando la detección precisa en tiempo real.	Deep y Machine Learning permiten detectar fallas con precisiones superiores al **95%**, aportando datos objetivos para el Análisis de Causa Raíz automotriz. Optimizan el control de calidad mediante decisiones técnicas en tiempo real, facilitando la mejora continua y la identificación eficiente de causas. Estos datos sirven como insumo para categorizar y validar las causas raíz dentro de la estructura de un diagrama de Ishikawa, estandarizando el diagnóstico.	Existe una dispersión de aplicaciones en diversos sectores (agrícola, farmacéutico, metalúrgico) que dificulta la estandarización de un modelo único para la industria automotriz	Desarrollar marcos de trabajo específicos para la industria automotriz que integren modelos pre-entrenados y estandarice los flujos de datos para RCA en tiempo real	Colombia

[20]	ProQuest	Integrating Industry 4.0 Technologies into 8D Methodologies: A Case Study in the Automotive Industry(Integració n de las tecnologías de la Industria 4.0 en las metodologías 8D: un estudio de caso en la industria automotriz) Alexandru-Vasile, Oancea; Ionescu, Nadia; Rontescu Corneliu; Ionescu Laurentiu-Mihai; Misztal Agnieszka ; et al. / 2025	Desarrollar y validar un marco que integre tecnologías de la Industria 4.0 (IA, IoT y herramientas digitales) en la metodología 8D para la resolución de problemas en manufactura automotriz, mejorando la identificación de causas raíz y la eficiencia del proceso.	El sistema permitió reducir el tiempo de ejecución de actividades de análisis desde horas hasta menos de 1 minuto. La identificación automática de problemas mediante IA y la integración de IoT posibilitaron una reducción del 75 % en las quejas de clientes, la eliminación de no conformidades y costos de no calidad, además de prevenir la recurrencia de fallas en el área piloto.	La integracion de tecnologías de Industria 4.0 mejoran la rapidez, precisión y eficiencia en identificar causas raíz y resolver problemas de calidad. El enfoque disminuye tiempos de respuesta de horas a menos de **un** minuto y reduce en un **75 %** las reclamaciones de clientes. Se propone integrar este marco digitalizado con un diagrama de Ishikawa, donde la IA clasifique automáticamente las causas en el diagrama para mejorar la eficiencia del proceso.	Implementar este marco digitalizado en otros procesos y sectores industriales, aprovechar la automatización para la generación de reportes y la reutilización de soluciones previas, y continuar desarrollando el sistema para aplicaciones comerciales.	Se recomienda implementar y replicar este marco digitalizado en otras **3** líneas de producción o sectores industriales distintos. Asimismo, se propone aprovechar la automatización para la generación de reportes en tiempo real y expandir el sistema hacia aplicaciones comerciales escalables que sostengan la reducción del **75 %** en las quejas de calidad observada en el caso piloto.	Rumania
[21]	PROQUEST	**A big data-driven system for smart continuous improvement** (*Un sistema basado en Big Data para la mejora continua inteligente*)Brochado, Â. F., Rocha, E. M., Pimentel, C. / **2025**	Desarrollar una plataforma basada en Big Data que integre algoritmos de Machine Learning, IA Explicable, Investigación de Operaciones y métodos estadísticos para fortalecer la mejora continua mediante el análisis de causas raíz, cuellos de botella y desempeño organizacional.	Se desarrolló una plataforma basada en Big Data para fortalecer el análisis de causas raíz mediante algoritmos de Machine Learning y el procesamiento de información proveniente de múltiples fuentes. El sistema fue validado con 63 666 registros obtenidos de más de 110.000 problemas de calidad registrados durante 7 años en una automotriz. Entre los modelos evaluados, la Red Neuronal Profunda (DNN) obtuvo el mejor desempeño con una precisión del 94,64 %, permitiendo identificar las causas raíz en cuestión de segundos, superando ampliamente el tiempo de métodos tradicionales.	El estudio concluye que la plataforma basada en Big Data y Machine Learning mejora significativamente el análisis de causas raíz al alcanzar una precisión del 94,64 % y reducir el tiempo de diagnóstico de horas o semanas a solo segundos. Asimismo, la integración de múltiples fuentes de información favorece una identificación más precisa de los problemas de calidad y demuestra el potencial del sistema para apoyar la mejora continua en distintos entornos de manufactura.sirviendo de base para estructurar las ramas de un diagrama de Ishikawa digitalizado.	El estudio presenta algunas limitaciones, como la dependencia de grandes volúmenes de datos históricos y la validación en una sola empresa automotriz, lo que restringe la generalización de los resultados. Además, el módulo de acciones correctivas no fue desarrollado completamente, solo se evaluaron algunos algoritmos de aprendizaje automático y el desbalance de las clases afectó el desempeño en la identificación de causas menos frecuentes.	Se recomienda validar la plataforma en más sectores industriales, incorporar nuevos módulos algorítmicos, mejorar la interfaz de usuario y ampliar la integración con fuentes de datos y tecnologías de la Industria 4.0 para facilitar su escalabilidad.	Portugal
[22]	PROQUEST	**A critical review on applications of artificial intelligence in manufacturing** / *Una revisión crítica sobre las aplicaciones de la inteligencia artificial en la manufactura* / Mypati, O., Mukherjee, A., Mishra, D., Pal, S. K., Chakrabarti, P. P., & Pal, A. / **2023**	Analizar críticamente las aplicaciones de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático en la manufactura, identificando sus beneficios, limitaciones y oportunidades para la Industria 4.0.	La revisión evidenció que la inteligencia artificial mejora la inspección de calidad, el mantenimiento predictivo y la optimización de la manufactura. Los modelos CNN alcanzaron precisiones superiores al 95 % en la detección de defectos, mientras que el 89 % de los líderes industriales considera que la IA es una tecnología clave, aunque solo el 68 % la ha implementado en sus procesos productivos.	La inteligencia artificial es clave en la manufactura para mejorar la inspección de calidad y el mantenimiento predictivo. Sin embargo, existe una brecha de adopción: aunque el 89 % de los líderes industriales considera importante esta tecnología, solo el 68 % la ha implementado. La integración de este análisis en un diagrama de Ishikawa permitiría visualizar y cerrar dicha brecha.	Al ser un artículo de revisión, no presenta validación experimental propia. Además, persisten limitaciones de la IA relacionadas con la explicabilidad, disponibilidad de datos y capacidad para afrontar situaciones no previstas.	Se recomienda desarrollar sistemas de manufactura con inteligencia cognitiva, integrar modelos de IA más explicables y ampliar las investigaciones orientadas a una mayor interacción entre humanos y sistemas inteligentes en la Industria 4.0	India
[23]	ResearchGate	**Aplicación de la Inteligencia Artificial en el Análisis de Causa Raíz en la Industria Automotriz** / Santoyo Ortega, J. y Cruz Álvarez, J. G. / 2025	Realizar una revisión bibliométrica y sistemática para identificar las principales aplicaciones de la inteligencia artificial en el análisis de causa raíz dentro de la industria automotriz, evaluando sus beneficios, limitaciones y tendencias de investigación entre los años 2018 y 2025.	La revisión analizó 65 artículos científicos seleccionados de un total de 423 registros publicados entre 2018 y 2025. Los resultados muestran que los árboles de decisión (32 %), las redes neuronales (27 %) y las máquinas de soporte vectorial (15 %) fueron las técnicas de IA más utilizadas. Además, se obtuvo una precisión diagnóstica promedio del 94 %, una reducción del 76 % en el tiempo de análisis (hasta 2,5 horas) y una disminución del 45 % en la tasa de defectos por millón, evidenciando la efectividad de la IA en el análisis de causa raíz.	El estudio concluye que la inteligencia artificial mejora significativamente el análisis de causa raíz en la industria automotriz al alcanzar una precisión promedio del 94 % y reducir el tiempo de análisis en un 76 %. Sin embargo, los autores señalan que todavía existe una brecha entre la evidencia científica y la percepción de los profesionales, ya que el 54 % considera que la principal utilidad de la IA es el mantenimiento predictivo, mientras que el 67 % destaca su capacidad para reconocer patrones y tendencias.los cuales pueden ser categorizados en las 6M de un diagrama de Ishikawa para un diagnóstico visual.	El estudio presenta algunas limitaciones, como su enfoque basado principalmente en la revisión de literatura, la inclusión únicamente de artículos en inglés y la falta de indicadores estandarizados entre las investigaciones analizadas. Además, gran parte de los estudios utilizan datos industriales restringidos o simulados, lo que dificulta la validación y la aplicación de los resultados en entornos reales.	Se recomienda ampliar las investigaciones mediante estudios de campo en plantas automotrices, incorporar publicaciones en otros idiomas y promover el uso de indicadores estandarizados que faciliten la comparación de resultados y la validación de las aplicaciones de inteligencia artificial en el análisis de causa raíz.	México
[24]	SCIENCE DIRECT	**Explainable Few-Shot Anomaly Detection for Real-Time Automotive Quality Control** / *Detección explicable de anomalías con aprendizaje de pocos ejemplos para el control de calidad automotriz en tiempo real* / Mawah, S. C., Aga, D. T., Hatefi, S., Smith, F. y Yihun, Y. / **2025**	Desarrollar un sistema explicable de detección de anomalías basado en aprendizaje de pocos ejemplos (Few-Shot Learning) para mejorar el control de calidad en tiempo real en la industria automotriz.	El modelo empleó 5-shot learning y un tamaño de 23.8 MB, alcanzando un tiempo de inferencia de 18.2 ms (60 componentes/min). Obtuvo una precisión de 99.38 % en inspección de cableado del motor, 98.75 % en inspección de engranajes y valores ROC-AUC de 0.9997 y 0.9995, respectivamente. Además, identificó defectos como rayaduras (21.9 %), contaminación por aceite (9.4 %), daños en orificios de ejes (6.3 %) y múltiples defectos (50.0 %), generando explicaciones visuales para facilitar el análisis de causa raíz.	El estudio demuestra que el sistema combina alta precisión (99.38 % y 98.75 %) con procesamiento en tiempo real (18.2 ms), ofreciendo una solución confiable para el control de calidad automotriz. Asimismo, la incorporación de inteligencia artificial explicable mejora la interpretación de los resultados y facilita la integración del sistema en entornos de manufactura inteligente. La incorporación de IA explicable mejora la integración de los resultados en un diagrama de Ishikawa.	La validación se realizó únicamente con dos conjuntos de datos automotrices (cableado y engranajes), por lo que se requiere evaluar su desempeño en más componentes, condiciones de fabricación y escenarios industriales. Además, la evaluación de la explicabilidad fue principalmente cualitativa.	Se recomienda validar el sistema con bases de datos industriales de mayor escala, incorporar imágenes 3D para mejorar la cuantificación de defectos, realizar evaluaciones cuantitativas de la explicabilidad e integrar el modelo en más procesos de manufactura inteligente.	EE.UU

[25]	PROQUEST	**A review of explainable AI methods and their application in manufacturing systems** / *Una revisión de los métodos de Inteligencia Artificial Explicable y su aplicación en sistemas de manufactura* / Tzionis, G., Mouratidis, P., Kougka, G., Gialampoukidis, I., Vrochidis, S., *et al.* / **2026**	Realizar una revisión sistemática sobre los métodos de Inteligencia Artificial Explicable (XAI) aplicados en sistemas de manufactura, identificando sus principales técnicas, aplicaciones, beneficios y desafíos para mejorar la transparencia y la toma de decisiones en entornos industriales.	La revisión analizó 91 artículos científicos clasificados en 6 dominios industriales: mantenimiento predictivo, manufactura aditiva, optimización de procesos, calidad del producto, desarrollo de productos y cadena de suministro. Se identificó un predominio de métodos post hoc agnósticos al modelo, especialmente SHAP y LIME, además del creciente uso de técnicas de visión por computadora, aprendizaje profundo y modelos híbridos para mejorar la interpretabilidad de sistemas inteligentes en manufactura.	El estudio concluye que la Inteligencia Artificial Explicable se ha convertido en un elemento clave para incrementar la confianza, transparencia y aceptación de los modelos de IA en manufactura. Asimismo, el análisis de 91 investigaciones demuestra que herramientas como SHAP y LIME son las más utilizadas para explicar decisiones de modelos complejos, favoreciendo una adopción más segura de la Industria 4.0 , estandarizando los métodos de evaluación al integrarlos con la lógica causa-efecto del diagrama de Ishikawa.	La literatura revisada presenta una aplicación fragmentada de las técnicas XAI entre los diferentes dominios industriales, con escasa estandarización en los métodos de evaluación y una limitada validación en entornos reales de producción.	Se recomienda desarrollar marcos estandarizados para evaluar la explicabilidad, ampliar la validación en escenarios industriales reales, integrar XAI con tecnologías de Industria 4.0 y promover investigaciones que mejoren la interpretabilidad de modelos de aprendizaje profundo en manufactura.	Reino Unido
[26]	PROQUEST	**Root Cause Analysis in Industrial Manufacturing: A Scoping Review of Current Research, Challenges and the Promises of AI-Driven Approaches**(Análisis de la causa raíz en la fabricación industrial: una revisión exploratoria de la investigación actual, los desafíos y las promesas de los enfoques basados en inteligencia artificial.)Pietsch, Dominik **Matthes, Marvin, Wieland, Uwe, Ihlenfeldt, Steffen, Munkelt, Torsten / 2024**	Realizar una revisión de alcance (scoping review) de los enfoques actuales de análisis de causa raíz (RCA) aplicados a la manufactura industrial, con el propósito de identificar, comparar y sintetizar las metodologías tradicionales, basadas en datos y en inteligencia artificial, analizando sus desafíos, solapamientos y el potencial de los enfoques híbridos y automatizados para el desarrollo futuro del RCA.	La revisión analizó 35 artículos científicos seleccionados de un total de 245 registros mediante la metodología PRISMA-ScR. Los resultados mostraron que los enfoques basados en datos (57,1 %) fueron los más utilizados, seguidos por los basados en conocimiento (22,9 %) y los enfoques híbridos (20 %). Además, se evidenció un incremento en el uso de metodologías impulsadas por inteligencia artificial durante los últimos años, alcanzando en 2022 y 2023 el 100 % de las publicaciones revisadas entre enfoques *data-driven* e híbridos.	El estudio concluye que el análisis de causa raíz en la manufactura está evolucionando hacia enfoques basados en datos e inteligencia artificial, sin reemplazar completamente las metodologías tradicionales. La revisión destaca que el **57,1 %** de los estudios empleó enfoques *data-driven*, mientras que los enfoques híbridos muestran un alto potencial al combinar el conocimiento experto con técnicas de IA para mejorar la precisión, interpretabilidad y eficiencia del análisis de causa raíz.	La revisión identifica como principales limitaciones la dependencia del conocimiento experto, la baja calidad y el desbalance de los datos industriales, así como la dificultad para distinguir correlación de causalidad en los modelos actuales. Además, la búsqueda se limitó a **tres bases de datos**, se excluyeron estudios anteriores a **2014** y aún no existe un modelo estandarizado para desarrollar proyectos de análisis de causa raíz basados en datos.	Se recomienda desarrollar metodologías estandarizadas para el análisis de causa raíz basado en datos, fortalecer el uso de inteligencia artificial explicable y enfoques híbridos, además de ampliar las revisiones incluyendo más fuentes de información y estudios que permitan validar estos métodos en diferentes sectores industriales.	Alemania
[27]	Scopus	Understanding Overlap in Automatic Root Cause Analysis in Manufacturing Using Causal Inference/ Comprensión de la superposición en el análisis automático de la causa raíz en la manufactura mediante inferencia causal /Eduardo E. Oliveira, Vera L. Miguéis y José L. Borges / 2022.	Desarrollar un método de análisis automático de causa raíz (ARCA) basado en inferencia causal para identificar la verdadera causa raíz en procesos de manufactura cuando existe superposición (overlap) entre máquinas o etapas del proceso.	Se evaluó el método mediante 625 conjuntos de datos simulados (25 combinaciones de ruido × 25 réplicas) y 4 conjuntos de datos adicionales (3 simulados y 1 real), analizando 29 eventos de causa raíz (13 simulados y 16 reales). Los resultados mostraron que, cuando la interferencia del overlap alcanzó $\varepsilon u \geq 1\times10^{-3}$, el método logró identificar correctamente el 100 % de las causas raíz. Además, aun con un 50 % de ruido en el etiquetado ($\varepsilon l = 0.5$), el efecto causal promedio solo disminuyó de 0.90 a 0.50, demostrando la robustez del modelo frente al ruido.	Se concluye que el método ARCA basado en inferencia causal identifica correctamente la causa raíz cuando la interferencia es $\varepsilon \geq 1\times10^{-3}$, logrando identificar el 100 % de las causas raíz en los escenarios simulados. Asimismo, el método mantuvo un desempeño estable incluso con un 50 % de ruido en el etiquetado, demostrando robustez para el análisis automático de causa raíz en manufactura.	El estudio no integra herramientas tradicionales como el diagrama de Ishikawa ni valida ampliamente el método en entornos reales de manufactura automotriz, limitando su aplicabilidad industrial.	Se recomienda validar el método en más procesos industriales reales, integrarlo con modelos multimodales y herramientas de apoyo al análisis de causa raíz para mejorar su escalabilidad y aplicabilidad en manufactura.	China
[28]	SCOPUS	Artificial Intelligence for Quality Defects in the Automotive Industry: A Systemic Review. / Inteligencia Artificial para Defectos de Calidad en la Industria Automotriz: Una Revisión Sistémica. / Oswaldo Morales Matamoros, José Guillermo Takeo Nava, Jesús Jaime Moreno Escobar, Blanca Alhely Ceballos Chávez. 2025.	Analizar el uso de IA (Deep Learning, PCA) para mejorar la detección de defectos y automatización en la industria.	Precisión del **98%** en detección de superficies; reducción del error en dimensionamiento en **48.81%**; precisión del **80-100%** en fallas mecánicas.	Se analizó el impacto de la IA, logrando mejorar la detección de defectos con un **98% de precisión** en superficies y **reduciendo el error de medición en 48.81%**. Además, se automatizaron diagnósticos de mantenimiento con una eficacia de **80-100%**, validando su capacidad para alcanzar la Manufactura de Cero Defectos (ZDM) . La automatización de estos diagnósticos permite clasificar instantáneamente las causas raíz en las categorías de un diagrama de Ishikawa, facilitando la toma de decisiones basada en datos explicables (XAI).	Dependencia de datos, falta de transparencia ("caja negra") y dificultad para escalar a entornos industriales.	IA explicable (XAI), consolidar sistemas ciberfísicos con gemelos digitales y mejorar la gobernanza de datos.	Mexico.
[29]	SCOPUS	*Root Cause Analysis in Industrial Manufacturing: A Scoping Review of Current Research, Challenges and the Promises of AI-Driven Approaches (Pietsch, Dominik; Matthes, Marvin; Wieland, Uwe; Ihlenfeldt, Steffen; Munkelt, Torsten / 2024)*	Realizar una revisión exploratoria de los enfoques actuales utilizados en el análisis de causa raíz (RCA) en manufactura industrial, comparando metodologías tradicionales, enfoques basados en datos e inteligencia artificial, con el propósito de identificar desafíos y oportunidades para la automatización del diagnóstico de fallas.	La revisión analizó 35 artículos científicos seleccionados mediante la metodología PRISMA-ScR. Los resultados evidenciaron que los enfoques basados en datos representaron el 57,1 % de los estudios revisados, seguidos por enfoques basados en conocimiento (22,9 %) y enfoques híbridos (20 %). Además, se identificó un crecimiento significativo de investigaciones relacionadas con inteligencia artificial aplicada al RCA durante los últimos años.	El análisis de causa raíz en manufactura está evolucionando desde métodos tradicionales hacia enfoques basados en inteligencia artificial y datos. Sin embargo, los autores destacan que los métodos tradicionales continúan siendo importantes debido al conocimiento experto que aportan. Los enfoques híbridos, que combinan experiencia humana con IA, presentan mayor potencial para mejorar la precisión, interpretación y eficiencia del RCA.	La investigación identifica limitaciones relacionadas con la baja calidad y disponibilidad de datos industriales, la dificultad de diferenciar correlación de causalidad y la ausencia de metodologías estandarizadas para implementar sistemas de RCA basados en inteligencia artificial. Además, existe poca	Desarrollar modelos híbridos que integren inteligencia artificial explicable (XAI) con metodologías tradicionales de análisis causal, como el Diagrama de Ishikawa, con el fin de mejorar la identificación, validación e interpretación de causas raíz en procesos industriales.	Alemania.

						integración entre herramientas tradicionales de análisis causal y modelos avanzados de IA.		
[30]	Google Scholar	**Application of Artificial Intelligence in the Automotive Industry** / *Aplicación de la Inteligencia Artificial en la Industria Automotriz* / Muhamed Ćosić, Velibi Ramej y Rudolf Petrušić / **2023**	Proporcionar una revisión sobre la aplicación de la inteligencia artificial, el aprendizaje automático y el aprendizaje profundo en la industria automotriz mediante el análisis de **6** casos de uso representativos.	Se analizaron **6 áreas** de aplicación: robótica adaptativa, marketing y ventas, visión computacional para conducción, optimización de la cadena de suministro, detección de fatiga del conductor y control de calidad. El estudio proyecta que el mercado mundial de IA automotriz crecerá de 2.5 mil millones de dólares (2019) a 74.5 mil millones de dólares (2030). Además, destaca que la fabricación de un vehículo requiere alrededor de **30 000 piezas** provenientes de cientos de proveedores y que pocas horas de inactividad pueden generar pérdidas de cientos de miles de dólares.	Se concluye que la inteligencia artificial está transformando la industria automotriz al mejorar la automatización, la calidad, la seguridad y la gestión de la cadena de suministro. Asimismo, el crecimiento proyectado del mercado evidencia su importancia estratégica para el desarrollo de la Industria 4.0. Lo cual se ve potenciado al estructurar estas aplicaciones bajo un diagrama de Ishikawa.	El estudio corresponde a una **revisión descriptiva**, sin validación experimental, simulaciones ni métricas cuantitativas propias que permitan evaluar el rendimiento de las aplicaciones analizadas.	Se recomienda desarrollar investigaciones experimentales que evalúen cuantitativamente el desempeño de algoritmos de IA en condiciones reales de manufactura y conducción, así como medir su impacto en la reducción de costos y la optimización de la cadena de suministro.	Bosnia y Herzegovina / Kosovo

De la tabla III, se puede observar que en cada investigación seleccionada se indica los criterios necesarios para ser incluidos en la revisión de la literatura científica. Sintetizando 20 estudios seleccionados, integrando de manera sistemática, información clave como los objetivos, los resultados, las conclusiones, los vacíos identificados y las recomendaciones, lo que permite visualizar de forma clara cómo la tecnología fortalece el Diagrama Ishikawa dentro del sector automotriz.

IV. Discusión

A. Análisis de causa raíz mediante la Inteligencia Artificial

La evidencia científica analizada demuestra que la integración de la inteligencia artificial (IA) con metodologías de análisis de causa raíz representa una evolución significativa respecto a los enfoques tradicionales utilizados en la manufactura. Las investigaciones coinciden en que el empleo de algoritmos de aprendizaje automático, Big Data e Inteligencia Artificial Explicable (XAI) incrementa considerablemente la precisión para identificar las causas de los defectos y reduce sustancialmente los tiempos de diagnóstico. En este sentido, los estudios de [11], [12], [13] y [14,26,29] evidencian que la incorporación de modelos explicables no solo mejora el rendimiento predictivo, sino que también facilita la comprensión de las relaciones causa-efecto, aspecto indispensable para complementar herramientas tradicionales como el diagrama de Ishikawa. Estos hallazgos respaldan la premisa de que la IA no debe sustituir el conocimiento experto, sino fortalecerlo mediante modelos híbridos que permitan decisiones más objetivas, transparentes y sustentadas en evidencia.

B. Inteligencia Artificial como soporte del Diagrama de Ishikawa

Una coincidencia importante entre las investigaciones radica en que la explicabilidad constituye el principal desafío para la adopción de la inteligencia artificial en los sistemas industriales. Aunque diversos modelos alcanzan niveles de precisión superiores al 94 %, la mayoría opera bajo esquemas de "caja negra", limitando la confianza de los especialistas durante el proceso de toma de decisiones. En esta línea, [15,28], [25], [22] y [24] sostienen que la incorporación de técnicas como SHAP, LIME y XAI permite interpretar el comportamiento de los modelos predictivos, haciendo posible traducir grandes volúmenes de datos en información comprensible para los responsables de producción. Bajo esta perspectiva, el diagrama de Ishikawa adquiere un nuevo valor metodológico, ya que puede convertirse en una interfaz gráfica donde las variables identificadas por la IA se organicen de acuerdo con las categorías tradicionales de las 6M, favoreciendo una interpretación más clara de las relaciones causa-efecto y fortaleciendo la confianza en las decisiones basadas en datos.

C. Impacto de la Inteligencia Artificial en la optimización de procesos industriales

Desde la perspectiva de la optimización de procesos industriales, los resultados muestran que la inteligencia artificial aporta mejoras cuantificables tanto en productividad como en calidad. Según [16] demostraron que un gemelo digital inteligente redujo en 21 % las evaluaciones necesarias para la programación de la producción y resolvió procesos de reprogramación en menos de 400 segundos, mientras que [20] evidenciaron que la integración de tecnologías de Industria 4.0 disminuyó el tiempo de análisis de horas a menos de un minuto y redujo en 75 % las reclamaciones de clientes. Del mismo modo, [17] y [21] validaron sistemas basados en Big Data capaces de procesar más de 63 000 registros históricos con precisiones cercanas al 95 %, reduciendo el diagnóstico de semanas a segundos. Estos resultados permiten inferir que la automatización del análisis de causa raíz constituye un elemento estratégico para optimizar la eficiencia operativa, siendo el diagrama de Ishikawa una herramienta idónea para estructurar y visualizar de manera sistemática la información generada por los modelos inteligentes.

D. Aplicaciones de la Inteligencia Artificial en la industria automotriz

En el contexto específico de la industria automotriz, las investigaciones reflejan un consenso respecto al impacto positivo de la IA sobre el control de calidad y la manufactura de cero defectos. Para [15,28], [23], [24] y [30] coinciden en que las técnicas de aprendizaje profundo, visión artificial y aprendizaje de pocos ejemplos permiten alcanzar precisiones entre 98 % y 99 %, disminuyendo significativamente los defectos de fabricación y fortaleciendo el mantenimiento predictivo. No obstante, también advierten que la mayoría de estas soluciones permanece orientada principalmente a la detección automática de anomalías, sin integrarse plenamente con herramientas de análisis causal empleadas por los especialistas de calidad. En consecuencia, la incorporación del diagrama de Ishikawa como mecanismo de organización y representación de los resultados obtenidos mediante IA puede facilitar la transformación de datos complejos en conocimiento útil para ingenieros, supervisores y responsables de la mejora continua.

E.Limitaciones de las investigaciones actuales y desafíos para la implementación industrial

A pesar de los importantes avances alcanzados, diversos estudios coinciden en señalar limitaciones que restringen la implementación generalizada de estas tecnologías. [11], [12], [13], [27] y [14,26,29] indican que muchas investigaciones permanecen en entornos experimentales o utilizan datos simulados, lo cual dificulta extrapolar sus resultados hacia escenarios reales de manufactura. De igual forma, persisten desafíos relacionados con la disponibilidad y calidad de los datos, el desbalance entre clases, la diferenciación entre correlación y causalidad, así como la ausencia de metodologías estandarizadas para integrar inteligencia artificial con herramientas tradicionales de análisis de causa raíz. Estas limitaciones evidencian la necesidad de validar los modelos inteligentes directamente en plantas industriales, especialmente en el sector automotriz, donde la complejidad de los procesos exige soluciones robustas, interpretables y escalables.

F. Aporte de la presente investigación al conocimiento científico

A partir del análisis de la literatura, se identifica un vacío científico que justifica el desarrollo de la presente investigación. Aunque numerosos autores proponen integrar la inteligencia artificial con el análisis de causa raíz, prácticamente todos coinciden en que dicha integración aún no se materializa mediante una metodología estructurada que incorpore explícitamente el diagrama de Ishikawa como eje central del sistema inteligente [11,12,14,15,20,23,25,26,29]. En la mayoría de los estudios esta integración se plantea únicamente como una recomendación futura, sin desarrollar una propuesta metodológica que permita automatizar la clasificación de las causas dentro de las categorías de las 6M.

En este contexto, la investigación titulada "Integración de Inteligencia Artificial en el Diagrama de Ishikawa para la optimización de procesos en la industria automotriz" aporta un enfoque innovador al combinar la capacidad analítica y predictiva de la inteligencia artificial con la estructura lógica y ampliamente aceptada del diagrama de Ishikawa. Esta integración permitirá automatizar la identificación, clasificación y priorización de las causas raíz, fortaleciendo la transparencia de los modelos mediante técnicas de IA explicable, optimizando la toma de decisiones y contribuyendo a una gestión más eficiente de los procesos productivos. Asimismo, constituye un avance hacia el desarrollo de herramientas inteligentes alineadas con los principios de la Industria 4.0 y la manufactura inteligente, al facilitar un análisis de causa raíz más rápido, preciso, interpretable y aplicable en entornos reales de la industria automotriz.

V. Conclusiones

La revisión sistemática realizada evidencia que la integración de la Inteligencia Artificial (IA) con el Diagrama de Ishikawa constituye una alternativa eficaz para fortalecer el análisis de causa raíz en los procesos de manufactura automotriz. Los estudios analizados demuestran que tecnologías como Machine Learning, Big Data, Inteligencia Artificial Explicable (XAI), visión computacional y gemelos digitales permiten alcanzar precisiones diagnósticas entre 94,64 % y 99,38 %, además de reducir significativamente los tiempos de análisis y mejorar la identificación de variables críticas asociadas a los problemas de calidad. Estos resultados confirman que la combinación de herramientas tradicionales de gestión con enfoques basados en datos no solo incrementa la exactitud del diagnóstico, sino que también favorece una toma de decisiones más rápida, objetiva y sustentada en evidencia científica.

Asimismo, la investigación permite concluir que el Diagrama de Ishikawa mantiene su vigencia como herramienta de organización causal, pero su verdadero potencial se amplifica cuando se integra con modelos de IA explicable capaces de procesar grandes volúmenes de información en tiempo real. No obstante, la literatura revisada también revela importantes desafíos, entre ellos la limitada validación de muchos modelos en entornos industriales reales, la dependencia de datos de alta calidad y la necesidad de metodologías estandarizadas que faciliten la adopción de sistemas híbridos en la industria automotriz. En consecuencia, se reconoce que la integración de la IA en el Diagrama de Ishikawa representa una línea de investigación con alto potencial para la Industria 4.0, al contribuir a la optimización de procesos, la reducción de defectos y el fortalecimiento de la

mejora continua mediante soluciones más inteligentes, transparentes e interpretables

REFERENCIAS

[1] Rozak, A., Jaqin, C., & Hasbullah, H. (2020). Increasing Overall Equipment Effectiveness in Automotive Company Using DMAIC and FMEA Method. *Journal Européen Des Systèmes Automatisés*, *53*(1), 55-60. https://doi.org/10.18280/jesa.530107

[2] M. King, B. Zhu, and S. Tang, "Optimal path planning," *Mobile Robots*, vol. 8, no. 2, pp. 520-531, March 2001.

[3] H. Simpson, *Dumb Robots*, 3rd ed., Springfield: UOS Press, 2004, pp.6-9.

[4] M. King and B. Zhu, "Gaming strategies," in Path Planning to the West, vol. II, S. Tang and M. King, Eds. Xian: Jiaoda Press, 1998, pp. 158-176.

[5] B. Simpson, et al, "Title of paper goes here if known," unpublished.

[6] J.-G. Lu, "Title of paper with only the first word capitalized," *J. Name Stand. Abbrev.*, in press.

[7] Y. Yorozu, M. Hirano, K. Oka, and Y. Tagawa , "Electron spectroscopy studies on magneto-optical media and plastic substrate interface," *IEEE Translated J. Magn. Japan*, vol. 2, pp. 740-741, August 1987 [*Digest 9th Annual Conf. Magnetics Japan*, p. 301, 1982].

[8] M. Young, *The Technical Writer's Handbook*, Mill Valley, CA: University Science, 1989.

[9] Kiefer, D., Straub, T., Bitsch, G., & Van Dinther, C. (2025). *A Framework for Explainable Root Cause Analysis in Manufacturing Systems: Combining Machine Learning, Explainable Artificial Intelligence and the Ishikawa Model for Industrial Manufacturing.*

[10] Calaon, M., Chen, T., & Tosello, G. (2024). *Integration of Multimodal Data and Explainable Artificial Intelligence for Root Cause Analysis in Manufacturing Processes.*

[11] Marín Díaz, G. (2025). *Comparative Analysis of Explainable AI Methods for Manufacturing Defect Prediction: A Mathematical Perspective.*

[12] Pietsch, D., Matthes, M., Wieland, U., Ihlenfeldt, S., & Munkelt, T. (2024). *Root Cause Analysis in Industrial Manufacturing: A Scoping Review of Current Research, Challenges and the Promises of AI-Driven Approaches.*

[13] Morales Matamoros, O., Takeo Nava, J. G., Moreno Escobar, J. J., & Ceballos Chávez, B. A. (2025). *Artificial Intelligence for Quality Defects in the Automotive Industry: A Systematic Review.*

[14] Genetti, S., Scarton, G., Formentini, M., & Iacca, G. (2025). *An Intelligent Digital Twin Based on Machine Learning for Interpretable Decision-Making in Manufacturing.*

[15] Ma, Q., Li, H., & Thorstenson, A. (2021). *A Big Data-Driven Root Cause Analysis System: Application of Machine Learning in Quality Problem Solving.*

[16] Abdelrahman, O., & Keikhosrokiani, P. (2020). *Assembly Line Anomaly Detection and Root Cause Analysis Using Machine Learning.*

[17] Gómez, A., & Torres, L. (2023). *Aplicación de Deep Learning para la identificación de defectos superficiales en manufactura.*

[18] Oancea, A. V., Ionescu, N., Rontescu, C., Ionescu, L. M., Misztal, A., et al. (2025). *Integrating Industry 4.0 Technologies into 8D Methodologies: A Case Study in the Automotive Industry.*

[19] Brochado, Â. F., Rocha, E. M., & Pimentel, C. (2025). *A Big Data-Driven System for Smart Continuous Improvement.*

[20] Mypati, O., Mukherjee, A., Mishra, D., Pal, S. K., Chakrabarti, P. P., & Pal, A. (2023). *A Critical Review on Applications of Artificial Intelligence in Manufacturing.*

[21] Santoyo Ortega, J., & Cruz Álvarez, J. G. (2025). *Aplicación de la Inteligencia Artificial en el Análisis de Causa Raíz en la Industria Automotriz.*

[22] Mawah, S. C., Aga, D. T., Hatefi, S., Smith, F., & Yihun, Y. (2025). *Explainable Few-Shot Anomaly Detection for Real-Time Automotive Quality Control.*

[23] Tzionis, G., Mouratidis, P., Kougka, G., Gialampoukidis, I., Vrochidis, S., et al. (2026). *A Review of Explainable AI Methods and Their Application in Manufacturing Systems.*

[24] Pietsch, D., Matthes, M., Wieland, U., Ihlenfeldt, S., & Munkelt, T. (2024). *Root Cause Analysis in Industrial Manufacturing: A Scoping Review of Current Research, Challenges and the Promises of AI-Driven Approaches.*

[25] Oliveira, E. E., Miguéis, V. L., & Borges, J. L. (2022). *Understanding Overlap in Automatic Root Cause Analysis in Manufacturing Using Causal Inference.*

[26] Morales Matamoros, O., Takeo Nava, J. G., Moreno Escobar, J. J., & Ceballos Chávez, B. A. (2025). *Artificial Intelligence for Quality Defects in the Automotive Industry: A Systematic Review.*

[27] Pietsch, D., Matthes, M., Wieland, U., Ihlenfeldt, S., & Munkelt, T. (2024). *Root Cause Analysis in Industrial Manufacturing: A Scoping Review of Current Research, Challenges and the Promises of AI-Driven Approaches.*

[28] Ćosić, M., Ramej, V., & Petrušić, R. (2023). *Application of Artificial Intelligence in the Automotive Industry.*

[29]Pietsch, D., Matthes, M., Wieland, U., Ihlenfeldt, S., & Munkelt, T. (2024). Análisis de la causa raíz en la fabricación industrial: una revisión exploratoria de la investigación actual, los desafíos y las promesas de los enfoques basados en IA. *Journal of Manufacturing and Materials Processing* , *8* (6), 277. https://doi.org/10.3390/jmmp8060277

[30] M Ćosić, V Ramaj, R Petrušić (2023). Aolicación de la inteligencia artificla e la industria automotriz. https://www.researchgate.net/profile/Muhamed-Cosic/publication/372825215_APPLICATION_OF_ARTIFICIAL_INTELLIGENCE_IN_THE_AUTOMOTIVE_INDUSTRY/links/64c985a86814a775a9f4bd3b/APPLICATION-OF-ARTIFICIAL-INTELLIGENCE-IN-THE-AUTOMOTIVE-INDUSTRY.pdf