



LIDERAZGO IAE: FUNDAMENTOS PARA SIMULACIÓN Y GESTIÓN PREDICTIVA EN MANUFACTURA, MODELO MARDI

Beatriz Sevilla Cagigal¹
Mariana Flores-García²

¹ Doctoranda, Programa Doctorado en Psicología Empresarial Universidad Americana de Europa UNADE, Mexico. Gerente FIP México. <https://orcid.org/0009-0005-2361-2581> sevilla_beatriz@hotmail.com

² Tutor Universidad Americana de Europa, UNADE/ ITC Universidad La Salle Bajío, León, Guanajuato, Mexico. <https://orcid.org/0000-0002-5591-5836> maryfg83@gmail.com

RESUMEN

El avance de la inteligencia artificial (IA) en la manufactura inteligente evidenció limitaciones de los modelos tradicionales de liderazgo para gestionar entornos caracterizados por datos masivos y simulación predictiva. Este estudio analizó la brecha entre las capacidades técnicas de IA y la preparación organizacional para integrarlas estratégicamente en plantas de manufactura automotriz mexicanas. El objetivo fue desarrollar y validar conceptualmente el Modelo de Adaptabilidad y Resiliencia Digital Integrada (MARDI), sustentado en el concepto de liderazgo IAE, definido como una arquitectura híbrida de decisiones que articula la influencia social del líder con sistemas inteligentes de análisis y simulación. Metodológicamente, se empleó un diseño de métodos mixtos con predominio cuantitativo, que combinó un cuestionario diagnóstico aplicado a 53 trabajadores de tres plantas automotrices, entrevistas semiestructuradas con e-líderes y la construcción de modelos predictivos de indicadores de manufactura mediante algoritmos de aprendizaje automático. Los resultados mostraron niveles dispares de madurez digital, conocimiento limitado de IA aplicada a manufactura y correlaciones moderadas entre nivel educativo, uso de herramientas digitales y manejo de *big data*. Los modelos predictivos alcanzaron valores de R^2 de hasta 0.57, con errores dentro de rangos aceptables para aplicaciones industriales, respaldando la viabilidad de MARDI como herramienta de apoyo a la toma de decisiones. El estudio contribuyó a cerrar la brecha entre potencial tecnológico y adopción efectiva mediante la formalización del liderazgo IAE como arquitectura operativa en manufactura inteligente.

Palabras clave: inteligencia artificial 1, liderazgo 2, manufactura 3.

ABSTRACT

The rapid advancement of artificial intelligence (AI) in smart manufacturing revealed limitations of traditional leadership models to manage environments characterized by massive data and predictive simulation. This study analyzed the gap between AI technical capabilities and organizational readiness to strategically integrate them in Mexican automotive manufacturing plants. For this purpose, the concept of IAE leadership was developed as a hybrid decision architecture that articulated the leader's social influence with intelligent analysis and simulation systems. Based on this concept, the Integrated Digital Adaptability and Resilience Model (MARDI) was proposed, structured in four dimensions: innovation, digital adaptation, digital resilience, and data-driven feedback. Methodologically, a mixed-methods design with quantitative predominance was employed, combining a diagnostic questionnaire on digitalization and leadership applied to 53 workers from three automotive plants, semi-structured interviews with e-leaders, and the construction of predictive models of manufacturing indicators through machine learning algorithms. Results showed disparate levels of digital maturity and limited knowledge of AI applied to manufacturing, as well as moderate correlations between educational level, use of digital tools, and big data management. Predictive models reached R^2 values up to 0.57 in the best case, with errors within acceptable ranges for industrial applications, which supported the viability of MARDI as a decision support tool. The implications of IAE leadership to close the gap between technological potential and effective adoption in Mexican manufacturing were discussed.

Keywords: artificial intelligence 1, leadership 2, manufacturing 3

INTRODUCCIÓN

La acelerada incorporación de inteligencia artificial en la manufactura inteligente ha transformado los procesos productivos, pero también ha generado una brecha entre las capacidades técnicas disponibles y las estructuras de liderazgo que las gobiernan. En el escenario global, “la inteligencia artificial (IA) se ha consolidado como una de las innovaciones más disruptivas del siglo XXI, acelerando la digitalización de las sociedades” (Karakose et al., 2023, p.1), redefiniendo los modelos de operación industrial. Su incorporación ha permitido reducir costos, optimizar cadenas de suministro, elevar la calidad y consistencia de los procesos productivos.

Sin embargo, en México, la literatura documenta que persiste un rezago en la adopción efectiva de tecnologías inteligentes en el sector manufacturero. Aunque muchas empresas han incorporado herramientas de IA, su impacto suele ser limitado debido a implementaciones fragmentadas y sin el soporte de modelos organizacionales, procesos sistemáticos o liderazgo digital. Esto provoca una brecha entre el potencial de la IA y su efecto real en el desempeño operativo.

A nivel organizacional, el desafío se intensifica con la transformación del liderazgo. Estudios recientes destacan la emergencia de formas de liderazgo vinculadas con la IA (Durgarani et al., 2025, p. 651), caracterizadas por el uso intensivo de datos, la adaptabilidad digital y la gestión en entornos altamente informatizados. En este contexto, los modelos tradicionales de liderazgo resultan insuficientes para enfrentar la complejidad y velocidad del cambio tecnológico.

El problema central que orienta esta investigación radica en la débil alineación entre las capacidades de inteligencia artificial y digitalización presentes en la manufactura contemporánea y los modelos de liderazgo vigentes. Esta desalineación restringe la capacidad organizacional para traducir datos operativos en decisiones estratégicas que impulsen el rendimiento de los indicadores clave de desempeño. En particular, la literatura no ha formalizado un modelo de liderazgo que integre arquitecturas de decisión híbridas (humano-algoritmo) específicamente diseñadas para entornos de manufactura inteligente. Esta ausencia dificulta que las plantas automotrices mexicanas aprovechen estratégicamente las capacidades predictivas de la IA para mejorar su adaptabilidad y resiliencia digital.

Por consiguiente, este estudio aborda dos preguntas fundamentales: ¿Cuál es el estado actual de la madurez digital y las prácticas de liderazgo en plantas de manufactura automotriz mexicanas? ¿Es conceptual y técnicamente viable diseñar un modelo de liderazgo basado en IA (liderazgo IAE) que integre simulación predictiva de indicadores de manufactura como componente estructural de la toma de decisiones?

El objetivo general de este estudio es desarrollar y validar conceptualmente el Modelo de Adaptabilidad y Resiliencia Digital Integrada (MARDI), sustentado en el enfoque de liderazgo IAE, mediante el diagnóstico de la madurez digital en plantas de manufactura automotriz mexicanas y la construcción de modelos predictivos que demuestren la viabilidad técnica de integrar simulación de indicadores en la arquitectura de decisiones. De este objetivo se derivan los siguientes objetivos específicos:

a) Diagnosticar el nivel de madurez digital, el uso de inteligencia artificial y las prácticas de liderazgo digital en tres plantas de manufactura automotriz mexicanas, identificando brechas entre capacidades tecnológicas disponibles y su integración estratégica.

b) Diseñar y describir el modelo MARDI como una arquitectura de decisiones adaptativa basada en liderazgo IAE, integrando las dimensiones de innovación, adaptación digital, resiliencia digital y retroalimentación basada en datos.

c) Construir y evaluar modelos predictivos de indicadores de manufactura (OEE, reclamos de calidad, mermas) a partir de datos operacionales históricos, como sistema que puede integrar apoyo algorítmico potencial a la toma de decisiones.

La hipótesis de trabajo sostiene que el modelo MARDI representa una arquitectura conceptualmente coherente para integrar liderazgo IAE y simulación predictiva en manufactura inteligente, y que su viabilidad técnica puede validarse mediante la construcción de modelos predictivos de indicadores operativos (OEE, reclamos de calidad, mermas) con precisión aceptable ($R^2 \geq 0.50$) a partir de datos históricos de plantas automotrices, siempre que exista suficiente madurez en la captura y sistematización de datos.

ESTADO DEL ARTE Y MARCO TEÓRICO

Los modelos de liderazgo en entornos digitales han evolucionado conforme las organizaciones incorporan nuevas tecnologías. Avolio, Kahai y Dodge (2000) definieron el e-liderazgo como "un proceso de influencia social mediado por tecnologías avanzadas de información que genera cambios en actitudes, emociones, pensamientos y comportamientos en individuos, grupos u organizaciones" (p. 617). Este enfoque fundacional enfatiza la mediación tecnológica, pero conceptualiza la tecnología principalmente como canal de comunicación y coordinación, no como agente activo en la toma de decisiones.

La evolución teórica ha transitado desde el liderazgo virtual como gestión de equipos distribuidos (Esguerra & Contreras, 2016; Kescu & Arslan, 2016) hacia enfoques que reconocen a la inteligencia artificial como participante en procesos de liderazgo. Van Quaquebeke y Gerpott (2023) proponen el liderazgo colaborativo con IA, donde los sistemas inteligentes generan recomendaciones estratégicas, realizan análisis avanzados y participan activamente en la toma de decisiones, redefiniendo la interacción entre líderes humanos y tecnologías emergentes (p. 268-271). Su modelo identifica tres fases evolutivas: *Now* (IA como herramienta), *New* (IA como asesora) y *Next* (IA como potencial sustituta de funciones de liderazgo).

No obstante, la literatura revisada evidencia una limitación persistente: la tecnología suele abordarse como soporte para la comunicación o coordinación, no como componente estructural dentro de una arquitectura de toma de decisiones basada en IA. Ninguno de los marcos analizados integra explícitamente herramientas de simulación de indicadores de manufactura ni formaliza el liderazgo como un proceso híbrido entre humanos y algoritmos en contextos industriales. Esta ausencia conceptual fundamenta la necesidad de desarrollar una definición específica de liderazgo IAE.

El liderazgo IAE se define en este estudio como una arquitectura de decisiones híbrida, donde la influencia social del líder se articula con sistemas de inteligencia artificial y análisis de *big data* para observar, simular y ajustar continuamente los procesos productivos.

A diferencia del e-liderazgo tradicional, el liderazgo complementado con inteligencia artificial (IAE) no se limita a mediar interacciones mediante TIC, sino que integra algoritmos de aprendizaje automático, modelos analíticos y simulaciones de indicadores como componentes estructurales de la toma de decisiones. Esta concepción coincide con la propuesta de Van Quaquebeke y Gerpott (2023) al considerar a la IA como un agente activo del liderazgo, pero la definición planteada se distingue por su enfoque industrial, operativo y sistémico, orientado a la simulación de procesos productivos y a una arquitectura formal de decisiones.

Esta aproximación avanza hacia una formalización del liderazgo en contextos de manufactura inteligente (véase Tabla 1)

Tabla 1

Comparación compacta entre liderazgo IAE y marcos relevantes

Autor / Modelo	Enfoque central	Rol de la tecnología / IA	Diferencia clave vs. liderazgo IAE
Avolio, Kahai & Dodge (2000)	Influencia social mediada por Tecnologías de Información Avanzadas en procesos de liderazgo.	La tecnología media y estructura interacciones; transforma prácticas de liderazgo.	No contempla: decisiones algorítmicas, modelos predictivos, integración de IA en la arquitectura formal del liderazgo.
Esguerra & Contreras (2016)	Conceptualización del liderazgo electrónico y sus retos en equipos virtuales.	TIC como soporte relacional y de coordinación; énfasis en comunicación, estilos y gestión de la diversidad.	No contempla: integración de la IA, analítica avanzada, simulación y capacidades predictivas.
Van Quaakebeke & Gerpott (2023)	Fases: <i>Now-New-Next</i> . la IA evoluciona de herramienta a asesora y potencial sustituta parcial de funciones de liderazgo.	La IA recopila datos, reconoce patrones, predice resultados y optimiza su desempeño, influyendo en procesos de decisión y feedback.	No contempla: industria manufacturera, simulación o arquitectura formal de decisiones productivas.
Liderazgo IAE	Arquitectura híbrida de decisiones para manufactura inteligente, orientada a la observación, simulación y anticipación del sistema productivo.	La IA integra indicadores operativos, simulación de procesos y analítica predictiva como parte estructural del liderazgo.	Aporta formalización del liderazgo humano-algorítmico, centrada en sistemas productivos, toma de decisiones operativas y estratégicas.

Nota. Tabla elaborada a partir de marcos conceptuales de e-liderazgo y liderazgo con IA. Referencias 1. Avolio et all (2000), 2. Esguerra et all (2016). 3. Van Quaakebeke et all (2023).

La resiliencia puede entenderse como la capacidad de mantener una adaptación positiva frente a condiciones desafiantes, apoyándose en recursos cognitivos, emocionales y estructurales lo suficientemente flexibles para enfrentar y aprender de la incertidumbre (Vogus & Sutcliffe, 2007). Si se adapta a los entornos digitales organizacionales, la digitalización actúa como vehículo para crear dichos recursos a través de nuevas formas de comunicación, coordinación y análisis predictivo.

La evidencia empírica confirma este vínculo. Browder et al. (2023) demuestran que la transformación digital incrementa velocidad, flexibilidad y coordinación organizacional, impulsando procesos de adaptación antes, durante y después de crisis. Su concepto de *resilience-seeking* enfatiza cómo las capacidades digitales permiten experimentar, innovar y buscar oportunidades ante la incertidumbre. Estudios de gran escala en diversos contextos industriales confirman que la transformación digital fortalece significativamente la resiliencia empresarial (Li & Wang, 2024).

En el contexto de manufactura inteligente, la resiliencia digital se manifiesta en la capacidad de los sistemas productivos para anticipar disrupciones mediante analítica predictiva, ajustar dinámicamente parámetros operativos y recuperar rápidamente niveles óptimos de desempeño. Esta concepción de resiliencia basada en datos y simulación constituye uno de los pilares del modelo MARDI, específicamente en su dimensión de resiliencia digital orientada a la continuidad operativa ante variabilidad de procesos.

La manufactura inteligente o Industria 4.0 se caracteriza por la integración de tecnologías como el internet de las cosas, inteligencia artificial, big data y sistemas ciber-físicos, que permiten la digitalización de procesos productivos y la toma de decisiones basada en análisis de datos en tiempo real (Schwab, 2016, p. 12, 54, 56). La Industria 4.0 no es un concepto único, sino un conjunto de enfoques que transforman la producción mediante conectividad, automatización y tecnologías emergentes (Lasi et al. 2014, p.239). Esta industria se encuentra caracterizada por la integración de tecnologías digitales avanzadas que transforman la arquitectura tradicional de la manufactura. Su adopción permite optimizar procesos, reducir recursos y tiempos, y contribuir al logro de objetivos de desarrollo sostenible. (Bag, 2021, pág. 5)

Estudios en manufactura evidencian la eficiencia técnica del uso de IA en la industria; Albers et al. (2016) muestran que el monitoreo inteligente facilita definir objetivos técnicos mediante el mapeo de procesos (pp. 262, 267), mientras Chuks y Arnesh (2018) proponen un marco predictivo con simulación, analítica e IoT para priorizar procesos (pp. 568, 569, 578). Tapia (2025) valida mejoras operativas con aprendizaje automático en tiempo real (p. 1-4), Onofre et al. (2025) evidencian beneficios en manufactura mexicana pese a brechas digitales (p. 9334), y Pazmiño et al. (2025) destacan IA, robótica e IoT como motores de productividad, limitados por costos y capital humano. Este contexto tecnológico constituye el ecosistema en el que se sitúa el modelo MARDI.

Modelo propuesto: MARDI

El Modelo de Adaptabilidad y Resiliencia Digital Integrada (MARDI) constituye una arquitectura de decisiones diseñada para operacionalizar el concepto de liderazgo IAE en entornos de manufactura inteligente. El modelo integra cuatro dimensiones estructurales: innovación digital, adaptación digital, resiliencia digital y retroalimentación basada en datos. Estas dimensiones se articulan en un ciclo continuo de observación-simulación-decisión que permite a los líderes anticipar el comportamiento de indicadores operativos, ajustar estrategias productivas y fortalecer la capacidad organizacional para responder a variabilidad de procesos.

MARDI se sustenta en la premisa de que el liderazgo efectivo en manufactura inteligente requiere la integración de tres componentes: (a) diagnóstico continuo de la madurez digital organizacional, (b) sistemas de analítica predictiva que simulen el comportamiento de indicadores clave de desempeño (OEE, calidad, mermas), y (c) mecanismos de retroalimentación que traduzcan los resultados de la simulación en decisiones estratégicas y operativas. Esta arquitectura híbrida posiciona al líder como articulador entre capacidades algorítmicas (modelos predictivos, análisis de big data) y capacidades sociales (influencia, coordinación de equipos, gestión del cambio).

Las cuatro dimensiones operan de manera interdependiente: Innovación digital: Incorporación estratégica de tecnologías emergentes (IA, IoT, sistemas ciber-físicos) alineadas con objetivos de negocio y capacidades organizacionales. Adaptación digital: Capacidad de ajustar procesos, estructuras y competencias en respuesta a cambios tecnológicos y demandas del entorno productivo. Resiliencia digital: Fortalecimiento de la capacidad organizacional para anticipar disrupciones, absorber variabilidad operativa y recuperar rápidamente niveles óptimos de desempeño mediante analítica predictiva. Retroalimentación basada en datos: Uso sistemático de datos operacionales y simulaciones para informar la toma de decisiones, monitorear resultados y ajustar estrategias de manera iterativa.

El modelo opera mediante un ciclo iterativo de tres etapas (véase Figura 1):

1. Diagnóstico: Evaluación del nivel de madurez digital, identificación de brechas entre capacidades tecnológicas disponibles y su integración estratégica, y caracterización de la calidad y disponibilidad de datos operacionales.

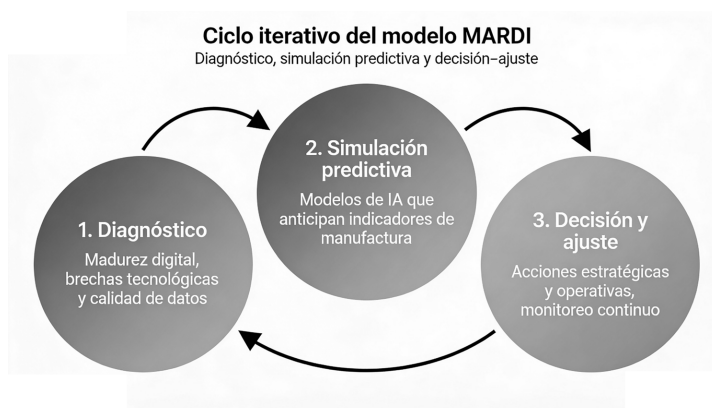
2. Simulación predictiva: Construcción de modelos de aprendizaje automático que anticipen el comportamiento de indicadores de manufactura bajo diferentes escenarios operativos, proporcionando a los líderes información prospectiva para la toma de decisiones.

3. Decisión y ajuste: Traducción de los resultados de la simulación en acciones estratégicas (inversión tecnológica, rediseño de procesos) y operativas (ajuste de parámetros de producción), seguida de monitoreo continuo que alimenta un nuevo ciclo de diagnóstico.

Esta lógica cíclica diferencia a MARDI de enfoques lineales de transformación digital, al enfatizar la adaptabilidad continua mediante retroalimentación algorítmica. La validación conceptual de este modelo constituye el objetivo central del presente estudio.

Figura 1

Ciclo iterativo del modelo MARDI.



METODOLOGÍA

La investigación adoptó un diseño de métodos mixtos con predominio cuantitativo y alcance explicativo, orientado a la validación conceptual del modelo MARDI mediante dos estrategias complementarias: (a) diagnóstico del nivel de madurez digital y prácticas de liderazgo en plantas de manufactura automotriz, y (b) construcción de modelos predictivos de indicadores operativos que demostraran la viabilidad técnica de integrar simulación en la arquitectura de decisiones.

En su componente cuantitativo se desarrolló un diseño cuasi- experimental de tipo pre- post sin grupo control, aplicado en tres casos de estudio correspondientes a plantas de manufactura automotriz. Paralelamente, se condujo un estudio cualitativo basado en entrevistas semiestructuradas a e-líderes, cuyo análisis temático complementó la interpretación de los resultados numéricos y contribuyó a la validación conceptual del modelo MARDI.

La muestra estuvo integrada por N = 53 participantes provenientes de tres empresas, seleccionados mediante muestreo no probabilístico por conveniencia. Los perfiles abarcaron desde personal técnico hasta mandos gerenciales. La distribución por empresa fue: empresa 1 =10 participantes, empresa 2 = 22 participantes, empresa 3 = 21 participantes.

Se diseñó un cuestionario diagnóstico compuesto por 30 ítems tipo Likert distribuidos en cinco dimensiones: uso de herramientas virtuales, uso de *big data*, integración de IA, barreras y oportunidades de digitalización, y percepción sobre e-liderazgo. La validez de contenido se aseguró mediante panel de expertos (V de Aiken > 0.80 para todos los ítems). La consistencia interna alcanzó valores aceptables (α de Cronbach $= 0.82$ para la escala total; rango de 0.76 a 0.85 para las dimensiones).

Adicionalmente, se diseñó una guía de entrevista semiestructurada para e-líderes, enfocada en prácticas de liderazgo digital, uso de IA en toma de decisiones y barreras para la transformación digital.

La recolección de datos se realizó en tres fases: (a) aplicación del cuestionario diagnóstico en línea, (b) entrevistas semiestructuradas con e-líderes seleccionados por su rol en la toma de decisiones tecnológicas, y (c) extracción de datos históricos de indicadores de manufactura (OEE, reclamos de calidad, mermas) desde los sistemas MRP de las tres plantas. Se obtuvo consentimiento informado de todos los participantes y se garantizó la confidencialidad de la información.

Para validar técnicamente la viabilidad de integrar simulación predictiva en MARDI, se construyeron modelos de aprendizaje automático a partir de datos operacionales históricos. Se implementó un modelo de regresión lineal múltiple como línea base y modelos de redes neuronales recurrentes (LSTM) para capturar dependencias temporales en los indicadores. El desempeño se evaluó mediante coeficiente de determinación (R^2), error cuadrático medio (RMSE) y error absoluto medio (MAE), permitiendo comparar precisión predictiva y capacidad de generalización.

Los datos cuantitativos del cuestionario se analizaron mediante estadística descriptiva (frecuencias, porcentajes) y análisis correlacional para identificar asociaciones entre nivel educativo, uso de herramientas digitales y manejo de *big data*. Las entrevistas se analizaron mediante codificación temática, identificando categorías emergentes relacionadas con barreras, oportunidades y prácticas de liderazgo digital. Los modelos predictivos se entrenaron con 80% de los datos y validaron con 20%, aplicando validación cruzada.

RESULTADOS

El diagnóstico aplicado a 53 trabajadores de tres plantas de manufactura automotriz reveló niveles heterogéneos de madurez digital. La muestra estuvo compuesta mayoritariamente por participantes con nivel educativo de licenciatura (60%) y maestría (25%), con edades entre 21 y 41 años (78%). El 70% indicó estar total o parcialmente involucrado en procesos de transformación digital, evidenciando sensibilización hacia la temática, aunque no necesariamente capacitación formal.

En cuanto a infraestructura tecnológica, las tres plantas cuentan con conectividad, plataformas colaborativas, sistemas ERP y automatización de procesos. Sin embargo, no se identificó adopción de herramientas de inteligencia artificial en ninguna de las empresas estudiadas. Este hallazgo confirma la brecha entre disponibilidad de infraestructura digital básica y capacidades avanzadas de analítica predictiva, elemento central de la justificación del modelo.

El análisis de la percepción sobre conocimiento de IA aplicada a manufactura mostró que el 77% de los participantes reportó conocimiento nulo (34%) o básico (43%), mientras que solo el 4% indicó conocimiento avanzado. Estos resultados sugieren una limitación significativa en la dimensión de adaptación digital, específicamente en la comprensión de capacidades algorítmicas necesarias para implementar arquitecturas de liderazgo IAE.

Respecto a las oportunidades percibidas de la digitalización, la mejora de la eficiencia operativa fue la categoría más frecuente (85% de menciones), seguida de reducción de costos (60%) y mayor competitividad (55%). En cuanto a prioridades de inversión tecnológica, la automatización concentró el

mayor número de respuestas, mientras que la inteligencia artificial y analítica predictiva obtuvieron menciones marginales. Este patrón revela una orientación hacia tecnologías de automatización física por sobre capacidades de análisis y simulación, lo que representa una barrera para la dimensión de retroalimentación basada en datos de MARDI.

El análisis correlacional identificó asociaciones moderadas entre nivel educativo y uso de herramientas digitales ($r = 0.42$, $p < 0.05$), así como entre experiencia en el puesto y manejo de big data ($r = 0.38$, $p < 0.05$). Estas correlaciones sugieren que la capacitación formal y la exposición prolongada a entornos productivos favorecen la adopción de prácticas digitales, lo que refuerza la relevancia de la dimensión de innovación digital en MARDI.

Para validar la viabilidad técnica de integrar simulación predictiva en MARDI, se construyeron modelos de aprendizaje automático orientados a anticipar tres indicadores de manufactura: Overall Equipment Effectiveness (OEE), reclamos de calidad y mermas. Los datos operacionales históricos provinieron de los sistemas MRP de las tres plantas y abarcaron un período de 18 meses.

Los modelos de regresión lineal múltiple (línea base) alcanzaron coeficientes de determinación (R^2) entre 0.42 y 0.51 según el indicador, con errores cuadráticos medios (RMSE) que oscilaron entre 8% y 12% del rango del indicador. Los modelos de redes neuronales recurrentes (LSTM) mejoraron el desempeño predictivo, alcanzando valores de R^2 de hasta 0.57 para OEE, 0.52 para reclamos de calidad y 0.49 para mermas. Los errores absolutos medios (MAE) se mantuvieron dentro de rangos aceptables para aplicaciones industriales, con valores inferiores al 10% del rango del indicador en el 75% de las predicciones. La Tabla 2 resume el desempeño comparativo de los modelos predictivos.

Tabla 2
Desempeño de modelos predictivos por indicador de manufactura

Indicador	Modelo	R^2	RMSE	MAE	Interpretación
OEE	Regresión	0.51	10.2%	8.5%	Precisión aceptable
OEE	LSTM	0.57	8.8%	7.2%	Mejor desempeño
Reclamos calidad	Regresión	0.42	11.8%	9.6%	Precisión moderada
Reclamos calidad	LSTM	0.52	9.4%	8.1%	Mejora significativa
Mermas	Regresión	0.47	12.1%	10.3%	Precisión moderada
Mermas	LSTM	0.49	11.2%	9.8%	Mejora marginal

Nota. R^2 = coeficiente de determinación; RMSE = error cuadrático medio; MAE = error absoluto medio. Errores expresados como porcentaje del rango del indicador.

Estos resultados demuestran que es técnicamente viable construir modelos predictivos con precisión suficiente para informar decisiones operativas en manufactura automatizada, lo que valida conceptualmente la integración de simulación algorítmica como componente estructural del modelo MARDI. La superioridad de los modelos LSTM sugiere que la captura de dependencias temporales mejora la anticipación de indicadores, reforzando la relevancia de la dimensión de resiliencia digital orientada a anticipar variabilidad de procesos.

DISCUSIÓN

El presente estudio tuvo como objetivo desarrollar y validar conceptualmente el Modelo de Adaptabilidad y Resiliencia Digital Integrada (MARDI), sustentado en el concepto de liderazgo IAE, como arquitectura de decisiones para integrar inteligencia artificial y simulación predictiva en manufactura automotriz mexicana. Los resultados obtenidos permiten discutir tres niveles de aporte: empírico, teórico y metodológico.

El diagnóstico reveló una paradoja característica de la manufactura mexicana: alta disponibilidad de infraestructura digital (conectividad, plataformas colaborativas, sistemas ERP) pero ausencia total de herramientas de inteligencia artificial. Este hallazgo confirma lo documentado por estudios previos recientes sobre adopción tecnológica fragmentada en la industria (Onofre, 2025, p.9334)

La concentración de conocimiento nulo o básico sobre IA aplicada a manufactura (77% de los participantes) no puede atribuirse únicamente a falta de capacitación técnica. Los resultados mostraron que el 70% de los participantes se consideraba involucrado en transformación digital, lo que sugiere sensibilización hacia la temática. La brecha radica en la ausencia de comprensión sobre cómo traducir datos operativos en simulaciones predictivas que informen decisiones estratégicas, lo que es precisamente la función del liderazgo IAE. Este hallazgo dialoga con la distinción propuesta por Van Quaquebeke y Gerpott (2023) entre las fases Now (IA como herramienta), New (IA como asesora) y Next (IA como agente): las plantas estudiadas operan predominantemente en la fase Now, utilizando tecnología digital para comunicación y coordinación, sin avanzar hacia la fase New donde la IA participa en la generación de recomendaciones estratégicas.

La correlación moderada entre nivel educativo y uso de herramientas digitales ($r = 0.42$, $p < 0.05$) sugiere que la formación académica formal facilita la adopción tecnológica, pero no es suficiente para desarrollar capacidades de liderazgo IAE. Esto coincide con la observación de Esguerra y Contreras (2016, p.567) sobre la existencia de barreras cognitivas cuando los líderes no comprenden los retos asociados a nuevos entornos digitales. En el contexto de MARDI, la dimensión de adaptación digital requiere no solo entrenamiento en herramientas específicas, sino comprensión de la lógica algorítmica que sustenta la simulación predictiva.

El hallazgo de que la automatización física concentró las prioridades de inversión, mientras que la IA y analítica predictiva obtuvieron menciones marginales, revela una orientación estratégica hacia eficiencia operativa inmediata por sobre capacidades de anticipación. Este patrón puede explicarse por dos factores: (a) los beneficios de la automatización son más tangibles y rápidos de materializar (reducción de tiempos de ciclo, menor error humano), mientras que los beneficios de la analítica predictiva dependen de la madurez de datos y capacidades interpretativas; y (b) la ausencia de modelos de liderazgo que articulen el uso de simulaciones con la toma de decisiones estratégicas, justificando así la relevancia de MARDI.

Los modelos predictivos construidos alcanzaron niveles de precisión aceptables para aplicaciones industriales ($R^2 = 0.49-0.57$, $RMSE < 12\%$), lo que valida técnicamente la premisa central de MARDI: es viable integrar simulación algorítmica como componente estructural de la arquitectura de decisiones en manufactura automotriz. Estos resultados superan el umbral mínimo establecido en la hipótesis ($R^2 \geq 0.50$) para dos de los tres indicadores (OEE y reclamos de calidad), mientras que el indicador de mermas se aproximó al umbral ($R^2 = 0.49$).

La superioridad de los modelos LSTM respecto a la regresión lineal (mejoras de 6-10 puntos porcentuales en R^2) confirma la importancia de capturar dependencias temporales en indicadores de manufactura. Este hallazgo tiene implicaciones para la dimensión de resiliencia digital de MARDI: la

anticipación de disrupciones no puede basarse en relaciones lineales simples entre variables, sino que requiere modelos que reconozcan patrones secuenciales y ciclos de variabilidad. Esta conclusión refuerza la propuesta de Browder et al. (2023) sobre resilience-seeking como capacidad de experimentar y ajustar dinámicamente ante incertidumbre, mediada por capacidades digitales avanzadas.

No obstante, es importante reconocer que los valores de R^2 obtenidos (0.49-0.57) explican aproximadamente 50% de la varianza de los indicadores, lo que implica que factores no capturados por los datos históricos (eventos externos, decisiones humanas no documentadas, variabilidad no sistemática) representan la otra mitad de la varianza. Esta limitación no invalida la viabilidad de MARDI, sino que delimita su alcance: el modelo proporciona información prospectiva probabilística, no determinista, que debe combinarse con el juicio experto del líder. Esta interpretación es consistente con la definición de liderazgo IAE como arquitectura híbrida humano-algoritmo, donde la simulación informa pero no sustituye la decisión humana.

La diferencia en desempeño predictivo entre indicadores (OEE > reclamos de calidad > mermas) sugiere que algunos indicadores son inherentemente más predecibles que otros. El OEE, al integrar disponibilidad, rendimiento y calidad en un solo índice, captura variabilidad sistemática relacionada con eficiencia de equipos. Las mermas, en cambio, pueden estar más influidas por factores aleatorios (errores humanos esporádicos, variabilidad de insumos) que no se registran consistentemente en los sistemas MRP. Esta observación tiene implicaciones prácticas: MARDI debe aplicarse priorizando indicadores con mayor predictibilidad y complementando con monitoreo en tiempo real para aquellos con mayor componente aleatorio.

El principal aporte teórico de este estudio radica en la formalización del concepto de liderazgo IAE como arquitectura de decisiones híbrida, diferenciándolo del e-liderazgo tradicional. Mientras que Avolio et al. (2000) definieron el e-liderazgo como influencia social mediada por TIC, el liderazgo IAE propone que la IA no solo media, sino que participa activamente en el proceso de decisión mediante simulación y analítica predictiva.

La Tabla 1 sintetizó las diferencias conceptuales: el liderazgo IAE integra explícitamente herramientas de simulación de indicadores y formaliza el liderazgo como proceso híbrido en contextos industriales, elementos ausentes en los marcos de Avolio et al. (2000), Esguerra y Contreras (2016), y parcialmente desarrollados por Van Quaquebeke y Gerpott (2023). Este estudio avanza la propuesta de Van Quaquebeke y Gerpott al especificar cómo operacionalizar el liderazgo colaborativo con IA en manufactura, mediante el ciclo diagnóstico-simulación-decisión de MARDI.

No obstante, es importante delimitar qué constituye innovación teórica y qué constituye adaptación de marcos previos. El concepto de resiliencia digital de MARDI se basa en Vogus y Sutcliffe (2007) y Browder et al. (2023), adaptándolo al contexto de manufactura mediante énfasis en analítica predictiva. La dimensión de retroalimentación basada en datos sintetiza principios de sistemas de información gerencial aplicados a Industria 4.0. El aporte original reside en la integración coherente de estos elementos bajo una arquitectura de liderazgo específica (IAE) orientada a manufactura inteligente, no en la invención de conceptos completamente nuevos.

Metodológicamente, este estudio es relevante porque utiliza la construcción de modelos de aprendizaje automático no solo como análisis de datos, sino como estrategia de validación conceptual de un modelo de liderazgo. Esta aproximación, poco frecuente en literatura de liderazgo organizacional, demuestra que es posible someter marcos teóricos a validación empírica rigurosa mediante técnicas cuantitativas avanzadas.

La combinación de diagnóstico organizacional (cuestionarios, entrevistas) con modelado predictivo (regresión, LSTM) permite triangular evidencia sobre la viabilidad de MARDI desde dos ángulos: (a) identificación de brechas organizacionales que justifican el modelo, y (b) demostración técnica de que las capacidades algorítmicas requeridas son factibles. Esta estrategia metodológica puede replicarse en futuros estudios sobre liderazgo digital en otros sectores industriales.

Este estudio presenta limitaciones que deben considerarse al interpretar los hallazgos. Primero, el diseño cuasi-experimental sin grupo control no permite inferir causalidad entre la implementación de MARDI y mejoras operativas, ya que el modelo no fue implementado completamente en las plantas estudiadas. La validación realizada es conceptual y técnica, no operativa. Segundo, la muestra de conveniencia (N = 53) limita la generalización estadística a otras plantas automotrices mexicanas, aunque la selección de tres empresas con características diversas fortalece la validez ecológica de los hallazgos. Tercero, los modelos predictivos se construyeron con datos históricos de 18 meses, un período que puede no capturar variabilidad de largo plazo asociada a cambios de modelo de producto o reconfiguraciones mayores de líneas de producción.

Adicionalmente, la ausencia de adopción de IA en las plantas estudiadas impidió evaluar prácticas existentes de liderazgo IAE, limitando el análisis a potencialidades más que a realidades. Futuros estudios deberían incluir plantas con adopción avanzada de IA para comparar prácticas de liderazgo entre contextos con y sin capacidades algorítmicas.

Para la manufactura automotriz mexicana, los hallazgos sugieren que cerrar la brecha entre capacidades digitales intermedias y capacidades avanzadas de IA requiere intervenciones en dos niveles: (a) técnico, mediante inversión en infraestructura de captura y procesamiento de datos (sensores IoT, plataformas de analítica), y (b) organizacional, mediante desarrollo de competencias de liderazgo IAE que permitan traducir simulaciones en decisiones estratégicas.

El modelo MARDI proporciona una hoja de ruta para estas intervenciones, priorizando diagnóstico de madurez de datos (¿qué tan confiables y automatizados son los datos?), construcción de capacidades predictivas (comenzando con indicadores de alta predictibilidad como OEE), y establecimiento de mecanismos de retroalimentación que integren resultados de simulación en reuniones de liderazgo y planificación estratégica.

Futuras investigaciones deberían: (a) implementar MARDI en diseños experimentales con grupo control para evaluar efectos causales sobre eficiencia operativa y resiliencia organizacional; (b) extender la validación a otros sectores manufactureros (electrónica, aeroespacial) para evaluar generalizabilidad; (c) desarrollar instrumentos de medición de competencias de liderazgo IAE específicas; y (d) explorar mecanismos de cambio organizacional que faciliten la transición de estructuras tradicionales de liderazgo hacia arquitecturas híbridas humano-algoritmo.

CONCLUSIONES

Este estudio desarrolló y validó conceptualmente el Modelo de Adaptabilidad y Resiliencia Digital Integrada (MARDI), sustentado en el concepto de liderazgo IAE, como arquitectura de decisiones para integrar inteligencia artificial y simulación predictiva en manufactura automotriz mexicana.

Los tres objetivos específicos planteados fueron alcanzados: (a) se diagnosticó el nivel de madurez digital en tres plantas automotrices, identificando una paradoja característica del sector, alta disponibilidad de infraestructura digital básica pero ausencia de capacidades avanzadas de IA; (b) se diseñó el modelo MARDI como arquitectura conceptual que articula cuatro dimensiones (innovación digital, adaptación digital, resiliencia digital y retroalimentación basada en datos) en un ciclo iterativo de diagnóstico-

simulación-decisión; y (c) se construyeron modelos predictivos de indicadores de manufactura que alcanzaron niveles de precisión aceptables ($R^2 = 0.49-0.57$, $RMSE < 12\%$), validando técnicamente la viabilidad de integrar simulación algorítmica en la toma de decisiones operativas.

La hipótesis de trabajo fue confirmada: el modelo MARDI representa una arquitectura conceptualmente coherente cuya viabilidad técnica se demostró mediante la construcción de modelos predictivos con precisión suficiente para aplicaciones industriales. Los modelos LSTM superaron consistentemente a la regresión lineal, evidenciando la importancia de capturar dependencias temporales para anticipar variabilidad en indicadores de manufactura. No obstante, la validación realizada fue conceptual y técnica, no operativa, dado que MARDI no se implementó completamente en las plantas estudiadas. Esta delimitación es consistente con el objetivo planteado y no invalida los hallazgos, pero establece que futuras investigaciones deben evaluar efectos causales mediante diseños experimentales con grupo control.

El principal aporte teórico reside en la formalización del concepto de liderazgo IAE como extensión del e-liderazgo tradicional, diferenciándose por tres características: (a) la IA no solo media interacciones, sino que participa activamente en la generación de recomendaciones mediante simulación predictiva; (b) el liderazgo se concibe como arquitectura híbrida humano-algoritmo, no como proceso exclusivamente humano mediado por tecnología; y (c) el modelo se formaliza específicamente para contextos de manufactura inteligente, integrando ciclos de retroalimentación basados en indicadores operativos. Esta conceptualización avanza las propuestas de Avolio et al. (2000) sobre e-liderazgo y de Van Quaquebeke y Gerpott (2023) sobre liderazgo colaborativo con IA, al operacionalizar cómo se integra la simulación algorítmica en la arquitectura de decisiones industriales.

Metodológicamente, el estudio aporta una estrategia de validación conceptual poco frecuente en literatura de liderazgo organizacional: el uso de modelos de aprendizaje automático no solo como técnica de análisis de datos, sino como evidencia de viabilidad técnica de un marco teórico. La combinación de diagnóstico organizacional (cuestionarios, entrevistas) con modelado predictivo (regresión, LSTM) permite triangular evidencia desde perspectivas organizacionales y algorítmicas, fortaleciendo la validez de constructo del modelo MARDI.

Empíricamente, el estudio documenta el estado de la madurez digital en manufactura automotriz mexicana, identificando brechas específicas: (a) conocimiento limitado de IA aplicada (77% de los participantes con conocimiento nulo o básico), (b) orientación estratégica hacia automatización física por sobre capacidades de analítica predictiva, y (c) ausencia de modelos de liderazgo que articulen el uso de datos y simulación con decisiones estratégicas. Estos hallazgos tienen relevancia sectorial, dado que el sector automotriz representa aproximadamente 4.6% del PIB mexicano y emplea alrededor de 930,000 personas directamente (INEGI, p. 23), en el año 2024 México se posicionó como el 5to productor mundial con 4,202,642 vehículos producidos (OICA, 2025).

Para gerentes y líderes de manufactura, el modelo MARDI proporciona una hoja de ruta para transitar de modelos de liderazgo tradicionales hacia arquitecturas que integren capacidades algorítmicas. La implementación práctica de MARDI requiere dos condiciones habilitantes: (a) infraestructura de datos suficientemente madura (captura automatizada, sistematización, calidad verificable), y (b) desarrollo de competencias de liderazgo IAE que permitan interpretar simulaciones, ajustar estrategias y comunicar decisiones basadas en evidencia algorítmica a equipos operativos.

Para instituciones educativas y organismos sectoriales (cámaras de la industria automotriz, centros de investigación aplicada), los hallazgos sugieren la necesidad de diseñar programas de capacitación que trasciendan el uso instrumental de herramientas digitales y desarrollen comprensión de

lógica algorítmica, interpretación de modelos predictivos y gestión del cambio organizacional asociado a la integración de IA en procesos decisionales. El modelo MARDI puede servir como marco curricular para estos programas.

Para formuladores de política industrial en México, el estudio evidencia que la adopción efectiva de tecnologías de Industria 4.0 requiere no solo inversión en infraestructura tecnológica, sino también en desarrollo de capacidades organizacionales y de liderazgo. Las políticas públicas orientadas a fortalecer la competitividad manufacturera deberían incluir componentes de formación en liderazgo digital avanzado, no limitarse a financiamiento de equipamiento o conectividad.

La validación conceptual y técnica de MARDI establece las bases para una siguiente fase de investigación-acción que implemente el modelo en condiciones controladas, midiendo efectos sobre eficiencia operativa (OEE, reducción de mermas), resiliencia organizacional (tiempo de recuperación ante disrupciones) y desarrollo de competencias de liderazgo IAE en mandos gerenciales. Esta implementación permitiría refinar el modelo, identificar facilitadores y barreras organizacionales específicas, y generar evidencia causal sobre el impacto de arquitecturas de liderazgo híbridas humano-algoritmo en manufactura inteligente.

En un contexto global donde la integración de IA en manufactura avanza aceleradamente en economías industrializadas, el desarrollo de modelos de liderazgo adaptados a capacidades algorítmicas representa una condición estratégica para que economías emergentes como México no solo adopten tecnologías avanzadas, sino que las integren efectivamente en ventajas competitivas sostenibles. El liderazgo IAE y el modelo MARDI constituyen aportes en esta dirección.

AGRADECIMIENTOS

Se agradece al programa de Doctorado de UNADE, al grupo empresarial automotriz y a sus directivos por facilitar la realización de este estudio en sus locaciones, así como al equipo especializado que brindó el soporte para la simulación.

REFERENCIAS

- Albers, A., Gladysz, B., Pinner, T., Butenko, V., y Stürmlinger, T. (2016). Procedure for defining the system of objectives in the initial phase of an Industry 4.0 project focusing on intelligent quality control systems. *Procedia CIRP*, 52, 262–267. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.07.067>
- Avolio, B., Kahai, S., y Dodge, G. (2000). E-leadership: Implications for theory, research, and practice. *Leadership Quarterly*, 11(4), 615–668. [https://doi.org/10.1016/S1048-9843\(00\)00062-X](https://doi.org/10.1016/S1048-9843(00)00062-X)
- Bag, S., Gupta, S., y Kumar, S. (2021). Industry 4.0 adoption and 10R advance manufacturing capabilities for sustainable development. *International Journal of Production Economics*, 231, 1–34. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107844>
- Browder, R. E., Dwyer, S. M., y Koch, H. (2023). Upgrading adaptation: How digital transformation promotes organizational resilience. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 128–164. <https://doi.org/10.1002/sej.1483>
- Chuks, M., y Arnesh, T. (2018). Decision-support for business process optimization modelling framework based on Industry 4.0 enablement. *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, 568–580.
- Durgarani, M., Gokilavani, R., Sujatha, C. K., y Kamaraj, R. (2025). A study on artificial intelligence and its influence on leadership. *Cuestiones de Fisioterapia*, 15(1), 649–660. <https://doi.org/10.48047/CU>

- Esguerra, G., y Contreras, F. (2016). Liderazgo electrónico, un reto ineludible para las organizaciones hoy. *Estudios Gerenciales*, 32, 140–148. <https://doi.org/10.1016/j.estger.2016.08.003>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2024). *Conociendo la industria automotriz*. INEGI. https://www.inegi.org.mx/contenidos/productos/prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/nueva_estruc/889463918233
- Karakose, T., Demirkol, M., Yirci, R., Polat, H., Yavuz Ozdemir, T., y Tülübas, T. (2023). A conversation with ChatGPT about digital leadership and technology integration: Comparative analysis based on human–AI collaboration. *Administrative Sciences*, 13(157), 1–19. <https://doi.org/10.3390/admsci13070157>
- Kuscu, M., y Arslan, H. (2016). Virtual leadership at distance education teams. *Turkish Online Journal of Distance Education*, 17, 136–156. <https://doi.org/10.17718/tojde.79230>
- Lasi, H., Fettke, P., Kemper, H. G., Feld, T., y Hoffmann, M. (2014). Industry 4.0. *Business & Information Systems Engineering*, 6(4), 239–242. <https://doi.org/10.1007/s12599-014-0334-4>
- Li, C., y Wang, Y. (2024). Digital transformation and enterprise resilience: Enabling or burdening? *Plos one*, 19(7), 1–23. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0305615>
- Organización Internacional de Constructores de Automóviles. (2025). *Producción mundial de vehículos 2024*. OICA. <https://oica.net/production-statistics/>
- Onofre, P. J., Solar, J. A., Matamoros, F. I. L., Rojas, M. I. G., y Schettino, A. K. C. (2025). La transformación digital como perspectiva integral a la manufactura, en el marco de la inteligencia artificial. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 9(4), 9334–9348. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i4.19497
- Pazmiño, G. J., Tamayo, Y. M., y Ronquillo, D. F. T. (2025). Innovaciones tecnológicas en métodos de manufactura industrial, tendencias y perspectivas futuras. *Bastcorp International Journal*, 4(1), 104–120. <https://doi.org/10.62943/bij.v4n1.2025.167>
- Schwab, K. (2016). *The fourth industrial revolution*. World Economic Forum. <https://stsroundtable.com/wp-content/uploads/The-Fourth-Industrial-Revolution.World-Economic-Forum.2016.pdf>
- Tapia, R. B. (2025). Aplicación de técnicas de inteligencia artificial para la optimización de procesos de mecanizado en la manufactura moderna. *Isternul Innovatech*, 1(2), 8–12.
- Van Quaquebeke, N., y Gerpott, F. H. (2023). The now, new, and next of digital leadership: How artificial intelligence (AI) will take over and change leadership as we know it. *Journal of Leadership & Organizational Studies*, 30(3), 265–275.
- Vogus, T. J., y Sutcliffe, K. M. (2007). Organizational resilience: Towards a theory and research agenda. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 3418–3422. <https://doi.org/10.1109/ICSMC.2007.4414160>