

ISSN: 2007-5278

Universidad Autónoma
del Estado de México

<https://recai.uaemex.mx>

Publicación: cuatrimestral

Septiembre / diciembre 2026

Año: 15 No: 44

Autores:

Omar Guadalupe Rivas Jimenez*
Universidad Autónoma de Baja California
0009-0004-3083-5612

Sósima Carrillo
Universidad Autónoma de Baja California
0000-0002-0546-2621

Zulema Cordova Ruiz
Universidad Autónoma de Baja California
0000-0001-7787-3297

Fecha recepción:

17 de julio de 2026

Fecha aceptación:

31 de agosto de 2026.

Fecha publicación:

1 de septiembre de 2026.

Páginas: 60 – 76

* Autor de correspondencia:
rivas.omar@uabc.edu.mx

Inteligencia artificial y toma de decisiones en MIPYMES comerciales: mediación de los procesos administrativos.

*Artificial intelligence and decision-making in commercial
MSMEs: the mediating role of administrative processes.*

Resumen

La incorporación de inteligencia artificial (IA) en las micro, pequeñas y medianas empresas puede generar valor cuando sus capacidades se integran en procesos concretos. El objetivo de este estudio fue analizar la relación entre la implementación de IA y la toma de decisiones, considerando la optimización de contabilidad, inventarios y ventas como mecanismos mediadores. Se realizó una investigación cuantitativa, no experimental y transversal con una muestra analítica de 359 MIPYMES comerciales de Mexicali, Baja California. La información se obtuvo mediante un instrumento de elaboración propia, sustentado en literatura especializada y validado por juicio de expertos y prueba piloto, y se analizó mediante PLS-SEM. Los resultados mostraron relaciones positivas de la IA con contabilidad ($\beta = 0.5643$), inventarios ($\beta = 0.3912$) y ventas ($\beta = 0.6614$). Los efectos indirectos específicos fueron 0.2724 a través de contabilidad, 0.0937 mediante inventarios y 0.1374 por ventas. Los intervalos Monte Carlo al 95% respaldaron las mediaciones por contabilidad e inventarios, mientras que la vía de ventas incluyó el cero. El efecto indirecto total fue significativo ($\beta = 0.5036$) y el modelo explicó 77.8% de la varianza de la toma de decisiones. Se concluye que el valor decisorio de la IA depende de su incorporación efectiva en procesos administrativos específicos.

Palabras clave: inteligencia artificial, MIPYMES, procesos administrativos, toma de decisiones, PLS-SEM.

Abstract

Artificial intelligence (AI) can create value for micro, small, and medium-sized enterprises when its capabilities are embedded in specific business processes. This study analyzed the relationship between AI implementation and decision-making, considering accounting, inventory, and sales optimization as parallel mediating mechanisms. A quantitative, non-experimental, cross-sectional study was conducted with an analytical sample of 359 commercial MSMEs in Mexicali, Baja California. Data were collected using an author-developed instrument grounded in specialized literature and subjected to expert content validation and pilot testing, and were analyzed with PLS-SEM. AI implementation was positively related to accounting ($\beta = 0.5643$), inventory ($\beta = 0.3912$), and sales optimization ($\beta = 0.6614$). The specific indirect effects were 0.2724 through accounting, 0.0937 through inventory, and 0.1374 through sales. Ninety-five percent Monte Carlo confidence intervals supported the accounting and inventory mediation paths, whereas the sales-mediated interval included zero. The total indirect effect was significant ($\beta = 0.5036$), and the model explained 77.8% of the variance in decision-making. The findings indicate that the decision value of AI depends on its effective integration into specific administrative processes.

Keywords: artificial intelligence, MSMEs, administrative processes, decision-making, PLS-SEM.

1. Introducción

La inteligencia artificial ha dejado de ser una tecnología reservada a grandes corporaciones y se ha convertido en un conjunto de herramientas accesibles para organizaciones de menor tamaño. Sus aplicaciones abarcan la automatización de actividades, el análisis de datos, la detección de patrones, la elaboración de pronósticos y el apoyo a decisiones. Sin embargo, la disponibilidad tecnológica no implica automáticamente la generación de valor. La literatura coincide en que los resultados organizacionales dependen de la capacidad de integrar la IA con datos, personas, rutinas y objetivos empresariales (Davenport & Ronanki, 2018; Enholm, Papagiannidis, Mikalef, & Krogstie, 2022; Mikalef & Gupta, 2021).

Esta condición es especialmente relevante para las micro, pequeñas y medianas empresas (MIPYMES). Estas organizaciones suelen operar con recursos financieros limitados, estructuras administrativas compactas y una elevada dependencia del conocimiento de propietarios o gerentes. Tales características pueden facilitar decisiones rápidas, pero también restringen la inversión en infraestructura, capacitación y gestión de datos. Informes recientes muestran que la adopción de IA sigue siendo menor en las empresas pequeñas que en las grandes y que las principales brechas se relacionan con competencias, costos, calidad de datos e incertidumbre sobre el retorno de la inversión (Organisation for Economic Co-operation and Development [OECD], 2025; OECD, Boston Consulting Group, & INSEAD, 2025).

En ese contexto, el problema no consiste únicamente en determinar si una empresa utiliza IA, sino en identificar a través de qué procesos la tecnología puede fortalecer su gestión. El enfoque basado en procesos sostiene que la tecnología produce resultados cuando modifica actividades operativas y administrativas concretas. En otras palabras, la IA genera valor al mejorar la forma en que la organización registra, interpreta y utiliza información en sus rutinas de trabajo (Dumas, La Rosa, Mendling, & Reijers, 2018; Vial, 2019; Wamba-Taguimdje, Fosso Wamba, Kala Kamdjoug, & Tchatchouang Wanko, 2020). Esta perspectiva permite evitar explicaciones tecnocéntricas y analizar mecanismos organizacionales observables.

La contabilidad, el control de inventarios y las ventas constituyen procesos críticos para las MIPYMES comerciales. La información contable permite conocer liquidez, costos, márgenes y obligaciones; los inventarios conectan la disponibilidad de productos con la demanda y el capital de trabajo; y las ventas aportan señales sobre clientes, rotación y comportamiento del mercado. Cuando estos procesos se gestionan con información incompleta o tardía, la toma de decisiones se apoya principalmente en intuición y experiencia. La IA y la analítica pueden complementar ese conocimiento mediante registros más consistentes, alertas, segmentaciones y proyecciones, aunque su utilidad depende de la calidad de la implementación y de la apropiación organizacional (Duan, Edwards, & Dwivedi, 2019; Shrestha, Ben-Menahem, & von Krogh, 2019).

La evidencia empírica sobre IA se concentra todavía en grandes empresas, economías desarrolladas y sectores intensivos en tecnología. Son menos frecuentes los estudios que examinan MIPYMES comerciales latinoamericanas y que modelan los procesos administrativos como vías intermedias entre la implementación

tecnológica y la toma de decisiones. Esta ausencia limita la comprensión de cómo se configura el valor de la IA en empresas con estructuras pequeñas y condiciones regionales particulares.

El objetivo de este estudio fue analizar la relación entre la implementación de IA y la toma de decisiones en MIPYMES comerciales de Mexicali, Baja California, considerando la optimización contable, de inventarios y de ventas como mediadores paralelos. La aportación consiste en desagregar estas tres vías y evaluar tanto las relaciones directas como los efectos indirectos específicos dentro de un modelo de ecuaciones estructurales. Con ello se busca responder la siguiente pregunta: ¿en qué medida la implementación de IA se relaciona con la toma de decisiones a través de la optimización de procesos administrativos específicos?

El artículo se organiza en cinco apartados adicionales. Primero se presenta el sustento teórico y las hipótesis; después se describe el método; posteriormente se exponen los resultados del modelo de medición y del modelo estructural; finalmente se discuten los hallazgos y se presentan conclusiones, implicaciones, limitaciones y líneas futuras.

2. Revisión de la literatura y desarrollo de hipótesis

2.1 Implementación de inteligencia artificial y generación de valor

La IA organizacional puede entenderse como la integración de recursos tecnológicos y humanos que permiten analizar información, aprender de los datos y apoyar o automatizar tareas. Desde una perspectiva de capacidades, la ventaja no proviene de adquirir una aplicación aislada, sino de combinar infraestructura, datos, competencias técnicas, coordinación y conocimiento del negocio (Mikalef & Gupta, 2021). Por ello, dos empresas que emplean herramientas semejantes pueden obtener resultados distintos según la forma en que configuran y utilizan esos recursos.

Las revisiones sobre valor empresarial de la IA muestran resultados positivos en eficiencia, innovación y desempeño, pero también señalan que dichos efectos son indirectos y dependen de cambios en procesos y estructuras. Enholm et al. (2022) identifican que la literatura vincula el valor de la IA con recursos organizacionales, transformación de procesos y capacidades dinámicas. De forma convergente, Wamba-Taguimdje et al. (2020) sostienen que los proyectos basados en IA contribuyen al desempeño cuando reconfiguran capacidades orientadas a procesos. Esta lógica respalda el análisis de la contabilidad, los inventarios y las ventas como mecanismos a través de los cuales la tecnología puede influir en las decisiones.

En las MIPYMES, la implementación suele ser gradual y apoyarse en soluciones disponibles en el mercado. La menor especialización funcional puede favorecer usos transversales, pero también incrementar la dependencia de pocos usuarios clave. La digitalización previa, la disponibilidad de datos y la preparación del personal son antecedentes importantes; cuando estos recursos son insuficientes, la tecnología puede permanecer subutilizada o convertirse en una carga administrativa adicional (Eller, Alford, Kallmünzer, & Peters, 2020; OECD, 2025).

2.2. IA y optimización contable

Los procesos contables convierten transacciones dispersas en información para controlar recursos y evaluar resultados. En empresas pequeñas es frecuente que el registro dependa de procedimientos manuales, hojas de cálculo o servicios externos, lo que puede retrasar la disponibilidad de información. Las aplicaciones de IA pueden contribuir a clasificar movimientos, detectar inconsistencias, automatizar conciliaciones y generar alertas. En el ámbito contable y de auditoría, la automatización inteligente amplía la capacidad de procesar datos y desplaza parte del trabajo rutinario hacia tareas de interpretación y supervisión (Kokina & Davenport, 2017).

La implementación de IA puede asociarse con una mayor precisión, oportunidad y capacidad analítica de la información financiera. Estas mejoras no requieren necesariamente sistemas autónomos complejos; pueden provenir de asistentes, reglas inteligentes, clasificación automática o reportes basados en datos. Por tanto, se plantea:

H1. La implementación de inteligencia artificial se relaciona positiva y significativamente con la optimización de los procesos contables.

2.3. IA y optimización de inventarios

La gestión de inventarios representa una tensión permanente entre disponibilidad y costo. La falta de existencias puede provocar ventas perdidas, mientras que el exceso inmoviliza capital y aumenta el riesgo de obsolescencia. La IA puede apoyar la identificación de patrones de rotación, la estimación de demanda y la generación de alertas para reabastecimiento. Al transformar datos históricos en información anticipatoria, estas herramientas pueden mejorar la visibilidad de existencias y reducir decisiones reactivas.

Para las MIPYMES comerciales, la utilidad principal reside en convertir registros de entradas, salidas y ventas en recomendaciones comprensibles para el responsable del negocio. Aunque la calidad de los pronósticos depende de datos suficientes, incluso aplicaciones sencillas pueden favorecer una revisión más sistemática del inventario. En consecuencia:

H2. La implementación de inteligencia artificial se relaciona positiva y significativamente con la optimización de los procesos de inventario.

2.4. IA y optimización de ventas

Las ventas concentran información sobre clientes, productos, temporalidad y respuesta a promociones. La IA permite segmentar, reconocer patrones de compra, priorizar oportunidades y personalizar acciones comerciales. Davenport y Ronanki (2018) señalan que muchas aplicaciones empresariales de IA se orientan a automatizar procesos, obtener conocimiento de datos y mejorar la interacción con usuarios. En una MIPYME, estas funciones pueden traducirse en recomendaciones de productos, análisis de baja rotación, seguimiento de clientes y apoyo a decisiones promocionales.

La capacidad de la IA para procesar información comercial puede fortalecer la consistencia de las estrategias y la identificación de oportunidades. Sin embargo, sus resultados dependen de que las recomendaciones se incorporen a la operación y no permanezcan separadas del trabajo cotidiano. Se propone:

H3. La implementación de inteligencia artificial se relaciona positiva y significativamente con la optimización de los procesos de ventas.

2.5. Procesos administrativos y toma de decisiones

La toma de decisiones organizacional implica definir problemas, valorar alternativas y seleccionar acciones bajo restricciones de información, tiempo y recursos. La IA puede ampliar la capacidad de análisis, pero no elimina la responsabilidad directiva. Shrestha et al. (2019) sostienen que la incorporación de IA modifica la distribución de tareas entre personas y sistemas, por lo que las decisiones pueden adoptar configuraciones más centralizadas, descentralizadas o híbridas según la naturaleza del problema.

En este estudio se propone que la IA se relaciona con la toma de decisiones de manera indirecta, a través de la mejora de procesos que producen información relevante. La contabilidad ofrece señales sobre viabilidad financiera; los inventarios informan sobre disponibilidad, rotación y necesidades de compra; y las ventas permiten interpretar el comportamiento del mercado. Cuando estos procesos proporcionan datos oportunos y confiables, los responsables pueden reducir incertidumbre y fundamentar sus decisiones.

La optimización contable debería fortalecer la toma de decisiones porque facilita evaluar costos, márgenes y resultados. La gestión de inventarios aporta información para decidir sobre compras, precios y disponibilidad. Por su parte, el análisis de ventas puede orientar promociones, atención a clientes y asignación de recursos. Por ello se establecen las siguientes hipótesis:

H4. La optimización de los procesos contables se relaciona positiva y significativamente con la toma de decisiones.

H5. La optimización de los procesos de inventario se relaciona positiva y significativamente con la toma de decisiones.

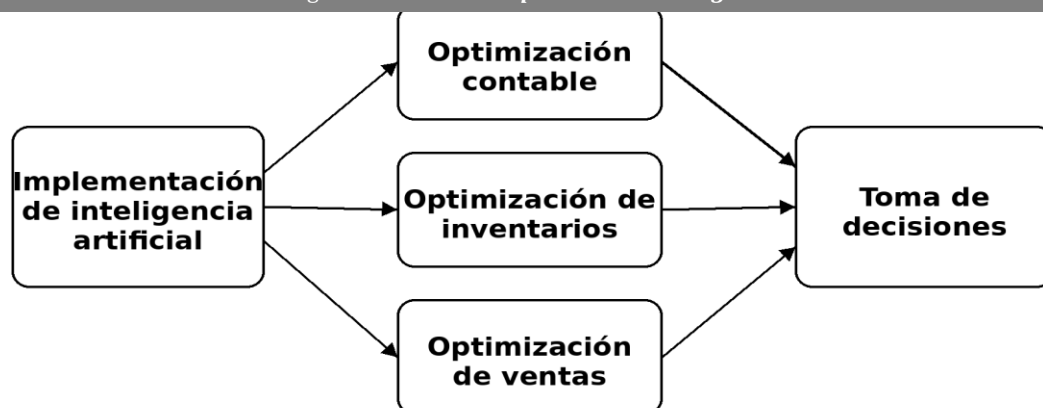
H6. La optimización de los procesos de ventas se relaciona positiva y significativamente con la toma de decisiones.

H7a. La implementación de inteligencia artificial presenta un efecto indirecto positivo y significativo sobre la toma de decisiones a través de la optimización de los procesos contables.

H7b. La implementación de inteligencia artificial presenta un efecto indirecto positivo y significativo sobre la toma de decisiones a través de la optimización de los procesos de inventario.

H7c. La implementación de inteligencia artificial presenta un efecto indirecto positivo y significativo sobre la toma de decisiones a través de la optimización de los procesos de ventas.

Figura1. *Modelo conceptual de la investigación.*



Fuente: Elaboración propia.

3. Metodología

3.1. Diseño y unidad de análisis

Se realizó una investigación cuantitativa, no experimental, transversal y de alcance correlacional-explicativo. El diseño se seleccionó porque las variables se observaron tal como se presentaban en el contexto empresarial, sin manipulación deliberada, y la información empleada en este artículo corresponde a una sola fase temporal del proyecto (Creswell & Creswell, 2018). En consecuencia, los coeficientes del modelo se interpretan como relaciones estructurales entre constructos y no como una demostración definitiva de causalidad.

La unidad de análisis fue la MIPYME comercial y la unidad informante estuvo representada por su propietario o gerente. Se eligieron estos participantes debido a su intervención directa en la administración cotidiana, el seguimiento de contabilidad, inventarios y ventas, y la toma de decisiones. Para mantener correspondencia entre el nivel de análisis y la fuente de información, se consideraron únicamente respuestas de personas con responsabilidad directiva o de gestión sobre el establecimiento.

3.2. Población, muestra y procedimiento de selección

La población objetivo estuvo integrada por 5,357 MIPYMES comerciales registradas en Mexicali, Baja California, en el Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas (DENUE) (Instituto Nacional de Estadística y Geografía [INEGI], 2023). El marco de estudio se delimitó a establecimientos comerciales independientes pertenecientes a cuatro grupos: papelerías, ferreterías, tiendas de autoservicio y abarrotes. Esta delimitación permitió trabajar con unidades de actividad comercial comparable y con procesos administrativos en los que inventario, ventas y registros financieros tienen una presencia cotidiana.

El tamaño de la muestra se determinó mediante la fórmula para poblaciones finitas: $n = [N(Z^2)pq] / [e^2(N - 1) + (Z^2)pq]$. Se utilizó $N = 5,357$, un nivel de confianza de 95% ($Z = 1.96$), máxima variabilidad ($p = q = .50$) y un error de estimación de 5% ($e = .05$). El cálculo produjo $n = 358.52$, que se redondeó a 359 empresas.

La selección se efectuó mediante muestreo probabilístico estratificado. El marco de unidades se organizó de acuerdo con los cuatro tipos de establecimiento y se buscó representación proporcional de cada estrato en la muestra, evitando que una sola actividad comercial concentrara los casos. Dentro de cada estrato la selección de unidades se realizó probabilísticamente a partir del marco disponible del DENE. Los criterios de inclusión fueron: a) estar ubicado en Mexicali; b) pertenecer a uno de los giros definidos; c) operar como establecimiento independiente; d) contar con un propietario o gerente con participación directa en decisiones administrativas; y e) disponer de un cuestionario completo y consistente para el análisis. La muestra analítica final quedó constituida por 359 casos.

3.3. Población, muestra y procedimiento de selección

La información se obtuvo mediante un cuestionario estructurado de autorreporte y de elaboración propia. El instrumento no correspondió a la reproducción ni a la adaptación textual de una escala publicada; su construcción partió de la operacionalización de las variables y de la revisión de literatura especializada sobre implementación de inteligencia artificial, gestión de procesos y toma de decisiones. El sustento conceptual de la implementación de IA se apoyó en trabajos sobre capacidades de IA, integración tecnológica y generación de valor (Davenport & Ronanki, 2018; Enholm, Papagiannidis, Mikalef, & Krogstie, 2022; Mikalef & Gupta, 2021). Para los procesos administrativos se consideró la literatura sobre gestión y transformación de procesos, automatización contable y valor empresarial de la IA (Dumas, La Rosa, Mendling, & Reijers, 2018; Kokina & Davenport, 2017; Wamba-Taguimdje, Fosso Wamba, Kala Kamdjoug, & Tchatchouang Wanko, 2020), mientras que la toma de decisiones se fundamentó en estudios sobre analítica, inteligencia artificial y estructuras decisorias organizacionales (Duan, Edwards, & Dwivedi, 2019; Shrestha, Ben-Menahem, & von Krogh, 2019). A partir de estos referentes se definieron dimensiones e indicadores y se redactaron los reactivos para el contexto de las MIPYMES comerciales de Mexicali.

El cuestionario inicial estuvo integrado por 150 reactivos. Tras la revisión de contenido y la prueba piloto se obtuvo una versión provisional de 140 reactivos; posteriormente, el análisis de confiabilidad y la depuración factorial condujeron a un instrumento final de 60 ítems, diez por dimensión. Para el modelo analizado en este artículo se utilizaron cinco constructos reflectivos y cuatro indicadores por constructo, seleccionados de la versión final conforme a su correspondencia teórica y desempeño en el modelo de medición. La dimensión de compras no formó parte del modelo de mediación examinado. Todos los reactivos emplearon una escala Likert de cinco puntos, donde 1 = totalmente en desacuerdo y 5 = totalmente de acuerdo. El Cuadro 1 resume la operacionalización y el sustento conceptual de los constructos incluidos.

Cuadro 1. *Operacionalización de los constructos incluidos en el modelo.*

Constructo	Contenido de los cuatro indicadores retenidos	Escala	Referentes conceptuales
Implementación de IA	Conocimiento de tecnologías de IA; uso de análisis de datos; planeación para incorporar IA; capacitación del personal.	Likert 1-5	Davenport & Ronanki (2018); Enholm et al. (2022); Mikalef & Gupta (2021)
Optimización contable	Exactitud presupuestaria y de registros; uso de software financiero; revisión de información; eficiencia del cierre contable.	Likert 1-5	Kokina & Davenport (2017); Dumas et al. (2018)
Optimización de inventarios	Rotación y disponibilidad; revisión y ajuste de existencias; precisión del control; seguimiento del inventario.	Likert 1-5	Dumas et al. (2018); Wamba-Taguimdje et al. (2020)
Optimización de ventas	Comportamiento de ventas; acciones de marketing/promoción; análisis de información comercial; identificación de oportunidades de mejora.	Likert 1-5	Davenport & Ronanki (2018); Wamba-Taguimdje et al. (2020)
Toma de decisiones	Decisiones críticas basadas en datos; uso de software analítico; rapidez y actualización de información; colaboración entre áreas.	Likert 1-5	Duan et al. (2019); Shrestha et al. (2019)

Fuente: Elaboración propia.

3.4. Validación y confiabilidad del instrumento

La validez de contenido fue evaluada mediante juicio de tres expertos con experiencia complementaria en tecnologías y en áreas económico-administrativas. Los especialistas revisaron la pertinencia, claridad y representatividad de los reactivos respecto de las variables y del contexto empresarial. La valoración se sistematizó mediante el coeficiente V de Aiken (Aiken, 1980); los reactivos con valores inferiores a 0.70 fueron revisados o eliminados. Antes de la aplicación general se efectuó una prueba piloto con 30 MIPYMES seleccionadas de la población objetivo, lo que permitió identificar problemas de redacción, pertinencia y consistencia. Este procedimiento formó parte del proceso de construcción del instrumento y no sustituyó su sustento teórico, sino que funcionó como evidencia adicional de validez de contenido.

La depuración inicial incluyó análisis de consistencia interna y análisis factorial exploratorio en SPSS 25. Se utilizó extracción por componentes principales con rotación varimax. Los índices KMO de los constructos utilizados en el artículo se ubicaron entre 0.83 y 0.90 y las pruebas de esfericidad de Bartlett resultaron significativas ($p < 0.001$). En la prueba piloto, los coeficientes alfa de Cronbach fueron 0.88 para implementación de IA, 0.85 para contabilidad, 0.87 para inventarios, 0.89 para ventas y 0.91 para toma de decisiones, superando el criterio de 0.70 para consistencia interna (Nunnally & Bernstein, 1994). La selección definitiva de indicadores consideró su correspondencia conceptual, ausencia de problemas de carga cruzada y contribución a la confiabilidad del constructo.

La validez del modelo de medición se volvió a evaluar posteriormente con los 359 casos mediante PLS-SEM. Esta segunda evaluación es la que se reporta en la sección de resultados e incluye cargas estandarizadas, alfa de Cronbach, rho de Dijkstra-Henseler (ρ_A), confiabilidad compuesta (ρ_c), varianza media extraída (AVE) y validez discriminante mediante HTMT.

3.5. Procedimiento de recolección y control de calidad

La recolección de esta fase se llevó a cabo de manera presencial entre mayo y agosto de 2024. Previamente se prepararon instrucciones estandarizadas para la aplicación y se capacitó a los participantes del equipo de campo en la forma de presentar el estudio, explicar la escala de respuesta y evitar inducir contestaciones. La aplicación presencial permitió resolver dudas de comprensión en el momento y verificar que cada cuestionario quedara completo antes de cerrar la visita.

Durante la captura se realizaron verificaciones de consistencia para detectar omisiones o registros fuera del rango esperado. Los datos se utilizaron exclusivamente con fines académicos y a los participantes se les informó la finalidad del estudio y el tratamiento confidencial de sus respuestas. Para el análisis estructural se conservaron únicamente los 359 cuestionarios completos y consistentes que integraron la muestra analítica.

3.6. Técnicas de análisis de datos

El análisis se desarrolló en dos etapas. La depuración, la prueba piloto y el análisis factorial exploratorio se realizaron en SPSS 25. Para contrastar las hipótesis del modelo conceptual se utilizó modelización de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) en ADANCO 2.4. Esta técnica es adecuada para modelos con constructos latentes y orientación predictiva, y no requiere el supuesto de normalidad multivariada estricta (Hair, Hult, Ringle, & Sarstedt, 2022).

En la primera etapa del PLS-SEM se evaluó el modelo de medición. Se examinaron las cargas estandarizadas de cada indicador y la consistencia interna mediante alfa de Cronbach, rho de Dijkstra-Henseler (ρ_A) y confiabilidad compuesta (ρ_c). La validez convergente se valoró mediante AVE. Se adoptaron como referencias cargas cercanas o superiores a 0.70, coeficientes de confiabilidad mayores a 0.70 y AVE superior a 0.50. Para la validez discriminante se empleó el índice heterotrait-monotrait (HTMT), utilizando como criterio $HTMT < 0.85$ (Henseler, Ringle, & Sarstedt, 2015).

En la segunda etapa se evaluó el modelo estructural mediante coeficientes estandarizados (β), estadísticos t , valores p e intervalos de confianza derivados del bootstrap de ADANCO. Se utilizó un nivel de significancia de 0.05 con contraste bilateral para todas las relaciones estructurales. Aunque las hipótesis plantearon una dirección positiva, se mantuvo el criterio bilateral como decisión conservadora y uniforme, apropiada para un diseño observacional y transversal, con el fin de no considerar como evidencia suficiente un resultado únicamente por coincidir con la dirección esperada. El modelo de mediación se especificó con tres mediadores paralelos: contabilidad, inventarios y ventas. Conforme a las recomendaciones para mediación múltiple en PLS-SEM, los efectos indirectos específicos se analizaron de manera separada (Nitzl, Roldán, & Cepeda, 2016). Cada efecto específico se calculó como el producto de sus dos trayectorias componentes. Debido a que el reporte archivado de ADANCO contenía el efecto indirecto total pero no los intervalos de los tres productos por separado, la incertidumbre de los efectos específicos se estimó mediante intervalos Monte Carlo con 100,000 simulaciones a partir de los coeficientes originales y los errores estándar bootstrap reportados por ADANCO, procedimiento válido cuando se dispone de estimaciones y errores estándar resumidos (Preacher & Selig, 2012). Un efecto indirecto específico se consideró respaldado cuando su

intervalo bilateral al 95% no incluyó cero. El efecto indirecto total se conservó con el intervalo bootstrap informado directamente por ADANCO.

4. Resultados

4.1. Modelo de medición

Las cargas externas se examinaron individualmente para cada reactivo, en lugar de resumirse como rangos. Los 20 indicadores presentaron cargas entre 0.738 y 0.931 y todas superaron 0.70 o se situaron suficientemente próximas a ese criterio. El Cuadro 2 presenta la carga de cada indicador. La consistencia interna y la validez convergente, evaluadas a nivel de constructo, se muestran por separado en el Cuadro 3 mediante alfa de Cronbach, ρ_A , confiabilidad compuesta (ρ_c) y AVE.

Cuadro 2. Cargas externas de los indicadores del modelo de medición.

Constructo	Indicador	Carga
Implementación de IA	IA1	0.761
	IA2	0.742
	IA3	0.738
	IA4	0.752
Contabilidad	CON1	0.913
	CON2	0.908
	CON3	0.91
	CON4	0.905
Inventarios	INV1	0.931
	INV2	0.928
	INV3	0.93
	INV4	0.927
Ventas	VEN1	0.742
	VEN2	0.751
	VEN3	0.739
	VEN4	0.746
Toma de decisiones	TD1	0.913
	TD2	0.907
	TD3	0.911
	TD4	0.909

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 3. Fiabilidad y validez convergente de los constructos.

Constructo	α	ρ_A	ρ_c	AVE
Implementación de IA	0.761	0.762	0.76	0.56
Contabilidad	0.914	0.916	0.915	0.826
Inventarios	0.929	0.934	0.93	0.863

Ventas	0.739	0.739	0.739	0.554
Toma de decisiones	0.912	0.914	0.912	0.828

Fuente: Elaboración propia. AVE calculada a partir de las cargas estandarizadas de cada indicador.

Los valores HTMT oscilaron entre 0.4837 y 0.8365, por debajo del criterio de 0.85. La asociación más elevada se observó entre contabilidad y toma de decisiones, sin superar el límite establecido. En consecuencia, los cinco constructos mantuvieron diferenciación empírica suficiente (Cuadro 4).

Cuadro 4. Validez discriminante mediante HTMT.

Constructo	1	2	3	4	5
1. Contabilidad	-				
2. Inventarios	0.6277	-			
3. Toma de decisiones	0.8365	0.6912	-		
4. Ventas	0.8155	0.6565	0.7932	-	
5. Implementación de IA	0.6704	0.4837	0.7319	0.7791	-

Fuente: Elaboración propia.

4.2. Modelo estructural

La implementación de IA se relacionó positiva y significativamente con los tres procesos administrativos. La relación más alta correspondió a ventas ($\beta = 0.6614$; $t = 9.5687$; $p < 0.001$), seguida de contabilidad ($\beta = 0.5643$; $t = 8.9289$; $p < 0.001$) e inventarios ($\beta = 0.3912$; $t = 6.6799$; $p < 0.001$). Por tanto, H1, H2 y H3 fueron respaldadas.

Respecto de la toma de decisiones, la optimización contable presentó el coeficiente más elevado ($\beta = 0.4827$; $t = 5.4695$; $p < 0.001$), seguida de inventarios ($\beta = 0.2396$; $t = 4.4012$; $p < 0.001$). Ambas relaciones fueron significativas, por lo que H4 y H5 recibieron apoyo. El coeficiente de ventas fue positivo, pero su valor p de 0.0537 superó ligeramente el criterio de 0.05 ($\beta = 0.2078$; $t = 1.9300$); en consecuencia, H6 no fue respaldada con el nivel de significancia adoptado.

El Cuadro 5 resume los efectos directos del modelo estructural. La implementación de IA se asoció significativamente con los tres procesos administrativos; a su vez, contabilidad e inventarios se relacionaron significativamente con la toma de decisiones. La trayectoria ventas $\rightarrow$ toma de decisiones fue positiva, pero no alcanzó el criterio bilateral de 0.05 ($\beta = 0.2078$; $t = 1.9300$; $p = 0.0537$), por lo que H6 no recibió apoyo bajo el criterio inferencial adoptado.

Cuadro 5. Resultados de los efectos directos del modelo estructural.

Hipótesis	Relación	β	t	p bilateral	Resultado
-----------	----------	---------	---	-------------	-----------

H1	IA → Contabilidad	0.5643	8.9289	< 0.001	Respaldada
H2	IA → Inventarios	0.3912	6.6799	< 0.001	Respaldada
H3	IA → Ventas	0.6614	9.5687	< 0.001	Respaldada
H4	Contabilidad → Toma de decisiones	0.4827	5.4695	< 0.001	Respaldada
H5	Inventarios → Toma de decisiones	0.2396	4.4012	< 0.001	Respaldada
H6	Ventas → Toma de decisiones	0.2078	1.93	0.0537	No respaldada

Fuente: Elaboración propia. R^2 de toma de decisiones = 0.778.

4.3. Efectos indirectos específicos

La descomposición de la mediación paralela mostró que el efecto indirecto específico de la IA sobre la toma de decisiones a través de contabilidad fue $\beta = 0.2724$ y su intervalo Monte Carlo al 95% no incluyó cero; por tanto, H7a fue respaldada. La vía a través de inventarios presentó un efecto indirecto de $\beta = 0.0937$, también con intervalo completamente positivo, respaldando H7b. En cambio, la ruta específica a través de ventas alcanzó $\beta = 0.1374$, pero su intervalo bilateral al 95% incluyó cero, por lo que H7c no fue respaldada. De manera complementaria, el efecto indirecto total informado por ADANCO fue $\beta = 0.5036$ ($t = 8.3858$; $p < 0.001$; IC bootstrap 95% [0.3884, 0.6244]). La suma algebraica de los tres efectos específicos coincide con el efecto indirecto total, con diferencias únicamente atribuibles al redondeo.

Cuadro 6. Efectos indirectos específicos y efecto indirecto total.

Hipótesis / efecto	Ruta	β indirecto	IC 95%	p bilateral	Resultado
H7a	IA → Contabilidad → Toma de decisiones	0.2724	[0.1645, 0.3945]	< 0.001	Respaldada
H7b	IA → Inventarios → Toma de decisiones	0.0937	[0.0476, 0.1481]	< 0.001	Respaldada
H7c	IA → Ventas → Toma de decisiones	0.1374	[-0.0023, 0.2852]	0.054	No respaldada
Total	IA → Toma de decisiones (tres mediadores)	0.5036	[0.3884, 0.6244]	< 0.001	Significativo

Fuente: Elaboración propia. Para H7a-H7c se realizó un análisis complementario mediante intervalos Monte Carlo al 95% (100,000 repeticiones), calculados con los coeficientes originales y los errores estándar bootstrap reportados por ADANCO. El intervalo del efecto indirecto total corresponde directamente al bootstrap de ADANCO.

5. Discusión

Los resultados respaldan una explicación basada en mecanismos administrativos, pero muestran que las tres vías de mediación no tienen el mismo respaldo inferencial. El efecto indirecto específico más elevado correspondió a contabilidad ($\beta = 0.2724$), seguido de ventas ($\beta = 0.1374$) e inventarios ($\beta = 0.0937$). Los intervalos al 95% respaldaron las vías por contabilidad e inventarios, mientras que la ruta por ventas incluyó

cero. En consecuencia, el efecto indirecto total significativo no debe interpretarse como evidencia de que todos los mediadores actúan con la misma solidez estadística. Esta desagregación es consistente con las recomendaciones metodológicas para mediación múltiple en PLS-SEM, que requieren examinar los efectos indirectos específicos y no únicamente el efecto agregado (Nitzl et al., 2016).

La relación directa más intensa entre IA y procesos se observó en ventas. Este resultado puede explicarse por la disponibilidad de aplicaciones orientadas al análisis de clientes, identificación de patrones, recomendaciones y apoyo promocional. Sin embargo, que la IA se relacione fuertemente con la optimización comercial no implica que esa mejora se traduzca de manera estable en la toma de decisiones generales. La trayectoria ventas $\rightarrow$ toma de decisiones no alcanzó significancia bilateral y, de forma coherente, el intervalo del efecto indirecto específico IA $\rightarrow$ ventas $\rightarrow$ toma de decisiones incluyó cero. Por ello, la evidencia no respalda H6 ni H7c bajo el criterio conservador utilizado.

Una explicación posible es que la información de ventas se utiliza principalmente en decisiones operativas inmediatas, como promociones o seguimiento de productos, mientras que las decisiones estratégicas requieren integrar información financiera, inventarios, capacidad de pago y disponibilidad. También es posible que las MIPYMES carezcan de procedimientos formales para convertir análisis comerciales en decisiones interfuncionales. El resultado no implica ausencia de utilidad de las ventas, sino que su contribución independiente fue menos estable una vez consideradas simultáneamente las demás rutas.

La contabilidad presentó la relación más fuerte con la toma de decisiones y también constituyó la mediación específica de mayor magnitud. El efecto indirecto IA $\rightarrow$ contabilidad $\rightarrow$ toma de decisiones ($\beta = 0.2724$) fue positivo y su intervalo al 95% se mantuvo por encima de cero. Este hallazgo confirma la función de la información financiera como base para valorar costos, márgenes, liquidez y viabilidad de alternativas. La evidencia es compatible con Kokina y Davenport (2017), quienes señalan que la automatización inteligente modifica el trabajo contable al reducir tareas rutinarias y ampliar la capacidad disponible para análisis y juicio profesional.

La optimización de inventarios también se relacionó significativamente con las decisiones y generó un efecto indirecto específico positivo ($\beta = 0.0937$) cuyo intervalo no incluyó cero. En empresas comerciales, el inventario concentra una proporción importante del capital y conecta compras, ventas y servicio al cliente. Aunque esta vía fue de menor magnitud que la contable, los resultados respaldan su función como mecanismo diferenciado mediante el cual la implementación de IA puede aportar información útil para decidir.

El R^2 de .778 muestra una capacidad explicativa sustancial del modelo para la muestra estudiada. Sin embargo, no debe interpretarse como prueba causal ni como garantía de que la implementación tecnológica producirá el mismo resultado en todas las empresas. El diseño transversal captura asociaciones entre percepciones y prácticas reportadas por los responsables. Factores como liderazgo, madurez digital, calidad de datos, tamaño, antigüedad o sector pueden modificar las relaciones observadas. La literatura sobre

digitalización de MIPYMES ha mostrado que recursos tecnológicos, competencias y estrategia deben combinarse para generar desempeño (Eller et al., 2020).

Desde una perspectiva teórica, el estudio aporta evidencia para un modelo de mediación paralela en un contexto regional poco analizado. La desagregación de los efectos muestra que la creación de valor decisorio no se distribuye homogéneamente entre los procesos. La contabilidad constituye la vía específica más sólida, inventarios aporta una mediación menor pero significativa y ventas, pese a recibir la asociación directa más alta desde IA, no mostró un efecto indirecto bilateral concluyente. Esta diferencia evita atribuir al efecto total una homogeneidad que los resultados específicos no sostienen.

En términos prácticos, los resultados sugieren que las MIPYMES deberían evitar proyectos de IA desconectados de problemas administrativos definidos. Una estrategia gradual puede comenzar por asegurar registros de calidad y seleccionar un proceso con necesidad clara. En contabilidad, el objetivo puede ser reducir errores y disponer de reportes oportunos; en inventarios, mejorar alertas y rotación; en ventas, identificar patrones y evaluar acciones comerciales. La capacitación debe incluir no solo el uso de la herramienta, sino la interpretación de sus resultados y su incorporación a rutinas decisorias.

También se desprende una implicación para proveedores tecnológicos y programas públicos. Las soluciones dirigidas a MIPYMES necesitan interfaces comprensibles, costos proporcionales, integración con sistemas existentes y acompañamiento para organizar datos. El apoyo no debería limitarse a financiar software; debe incluir diagnóstico de procesos, formación y evaluación de resultados. Esta orientación coincide con la evidencia reciente de la OECD (2025) y de OECD, Boston Consulting Group e INSEAD (2025), que destaca la necesidad de servicios de difusión y apoyo adaptados a las restricciones de las empresas pequeñas.

6. Conclusiones

El objetivo de este estudio fue analizar la relación entre la implementación de IA y la toma de decisiones en MIPYMES comerciales, considerando la optimización de procesos administrativos como mecanismo mediador. Los resultados mostraron que la implementación de IA se relacionó de manera positiva con contabilidad, inventarios y ventas. A su vez, la optimización contable y de inventarios se relacionó significativamente con la toma de decisiones. La ruta desde ventas fue positiva, pero no alcanzó significancia al nivel de .05.

El análisis de mediación mostró un efecto indirecto total significativo de la IA sobre la toma de decisiones ($\beta = 0.5036$), pero su descomposición permitió precisar el mecanismo. La vía por contabilidad fue la de mayor magnitud y recibió respaldo ($\beta = 0.2724$), seguida por inventarios ($\beta = 0.0937$), también respaldada. La vía por ventas presentó un coeficiente indirecto positivo ($\beta = 0.1374$), pero su intervalo bilateral al 95% incluyó cero, por lo que no se consideró respaldada. El modelo explicó 77.8% de la varianza de la toma de decisiones. En consecuencia, el valor decisorio de la IA depende menos de la adopción tecnológica aislada que de su integración en procesos capaces de producir información útil, especialmente contabilidad e inventarios.

La investigación contribuye empíricamente al estudio de la IA en MIPYMES latinoamericanas y ofrece un modelo aplicable a contextos donde las empresas cuentan con estructuras administrativas compactas. La distinción entre procesos permite identificar prioridades de implementación y evita tratar la adopción tecnológica como un fenómeno homogéneo. Para los responsables empresariales, la recomendación central es definir primero el proceso y la decisión que se pretende mejorar; después, seleccionar la herramienta, organizar los datos y capacitar a los usuarios.

Entre las limitaciones se encuentra el diseño transversal y el uso de información autorreportada, que restringen las inferencias causales y pueden incorporar sesgo de método común. El estudio se circunscribe a MIPYMES comerciales de una ciudad fronteriza, por lo que la generalización a otros sectores o regiones debe realizarse con cautela. Asimismo, el modelo no incorpora variables como tamaño, madurez digital, inversión, capacitación, calidad de datos o cultura organizacional, que pueden actuar como antecedentes o moderadores.

Futuras investigaciones pueden replicar el modelo en otras regiones y comparar micro, pequeñas y medianas empresas. También conviene utilizar indicadores objetivos de desempeño, modelos longitudinales y diseños cuasiexperimentales. Otra línea consiste en evaluar por separado aplicaciones de IA generativa, analítica predictiva y automatización, ya que sus requerimientos y efectos pueden diferir. Finalmente, debe profundizarse en la manera en que propietarios y gerentes combinan recomendaciones algorítmicas con experiencia, juicio y responsabilidad.

7. Referencias

- Aiken, L. R. (1980). Content validity and reliability of single items or questionnaires. *Educational and Psychological Measurement*, 40(4), 955-959. doi:10.1177/001316448004000419
- Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2018). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (5th ed.). Thousand Oaks, CA: SAGE Publications.
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108-116.
- Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data - evolution, challenges and research agenda. *International Journal of Information Management*, 48, 63-71. doi:10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021
- Dumas, M., La Rosa, M., Mendling, J., & Reijers, H. A. (2018). *Fundamentals of business process management* (2nd ed.). Berlin, Germany: Springer. doi:10.1007/978-3-662-56509-4
- Eller, R., Alford, P., Kallmünzer, A., & Peters, M. (2020). Antecedents, consequences, and challenges of small and medium-sized enterprise digitalization. *Journal of Business Research*, 112, 119-127. doi:10.1016/j.jbusres.2020.03.004
- Enholm, I. M., Papagiannidis, E., Mikalef, P., & Krogstie, J. (2022). Artificial intelligence and business value: A literature review. *Information Systems Frontiers*, 24(5), 1709-1734. doi:10.1007/s10796-021-10186-w
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). Thousand Oaks, CA: SAGE Publications.
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135. doi:10.1007/s11747-014-0403-8
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2023). Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas (DENUE). Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/app/mapa/denue/>
- Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The emergence of artificial intelligence: How automation is changing auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), 115-122. doi:10.2308/jeta-51730
- Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58(3), 103434. doi:10.1016/j.im.2021.103434
- Nitzl, C., Roldán, J. L., & Cepeda, G. (2016). Mediation analysis in partial least squares path modeling: Helping researchers discuss more sophisticated models. *Industrial Management & Data Systems*, 116(9), 1849-1864. doi:10.1108/IMDS-07-2015-0302
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric theory* (3rd ed.). New York, NY: McGraw-Hill.
- Organisation for Economic Co-operation and Development. (2025). *AI adoption by small and medium-sized enterprises*. Paris, France: OECD Publishing. doi:10.1787/426399c1-en
- Organisation for Economic Co-operation and Development, Boston Consulting Group, & INSEAD. (2025). *The adoption of artificial intelligence in firms: New evidence for policymaking*. Paris, France: OECD Publishing. doi:10.1787/f9ef33c3-en

- Preacher, K. J., & Selig, J. P. (2012). Advantages of Monte Carlo confidence intervals for indirect effects. *Communication Methods and Measures*, 6(2), 77-98. doi:10.1080/19312458.2012.679848
- Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & von Krogh, G. (2019). Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 66-83. doi:10.1177/0008125619862257
- Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *The Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144. doi:10.1016/j.jsis.2019.01.003
- Wamba-Taguimdje, S.-L., Fosso Wamba, S., Kala Kamdjoug, J. R., & Tchatchouang Wanko, C. E. (2020). Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: The business value of AI-based transformation projects. *Business Process Management Journal*, 26(7), 1893-1924. doi:10.1108/BPMJ-10-2019-0411