

Inteligencia artificial, Innovación y Crecimiento en MiPyMEs: un modelo estructural mediante PLS-SEM

Artificial Intelligence, Innovation and Growth in MSMEs: A Structural Model using PLS-SEM

Inteligência artificial, inovação e crescimento em MPEs: um modelo estrutural por meio de PLS-SEM

Submetido: 13/08/2025. Aprobado: 18/09/2025

Proceso de Avaliação: Double Blind Review- DOI <https://doi.org/10.21710rch.v40i2.818>

Hugo Neftalí Padilla Torres - hugo.padilla@ues.mx - <https://orcid.org/0000-0003-1091-0115> - Universidad Estatal de Sonora, Unidad Académica Navojoa – UES
José César Kaplan Navarro - Jose.kaplan@ues.mx - <https://orcid.org/0000-0002-1365-0569> - Universidad Estatal de Sonora, Unidad Académica Navojoa – UES
Carlos Jesús Hinojosa Rodríguez – carlos.hinojosa@itson.edu.mx - <https://orcid.org/0000-0002-7576-9338> - Instituto Tecnológico de Sonora - ITSON
Alberto Galván Corral - agalvan@itson.edu.mx - <https://orcid.org/0000-0002-9625-0324> - Instituto Tecnológico de Sonora - ITSON

RESUMEN

El objetivo de la investigación fue evaluar la relación entre el crecimiento empresarial, el uso de la inteligencia artificial y la innovación en las micro, pequeñas y medianas empresas (MiPyMEs) del sector comercio y servicios del Sur de Sonora. Se desarrolló

un estudio cuantitativo, causal, no experimental y transversal, delimitado temporalmente entre enero y marzo de 2026. El instrumento de recolección de datos se estructuró en cuatro secciones que operacionalizaron las variables mediante ítems adaptados de la literatura y

validados bajo una escala de medición tipo Likert. La muestra quedó integrada por 370 cuestionarios válidos aplicados de manera directa a propietarios y gerentes mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia. El análisis de los datos se ejecutó a través del modelado de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM). Los resultados del modelo estructural indicaron que las tres hipótesis planteadas fueron estadísticamente significativas ($p < 0.001$). Se identificó que la relación más fuerte ocurrió entre la inteligencia

artificial y la innovación ($\beta = 0.574$), confirmando que la tecnología actuó como un catalizador del proceso innovador. Asimismo, la innovación ejerció un impacto directo sobre el crecimiento ($\beta = 0.341$), superior al efecto directo de la inteligencia artificial ($\beta = 0.263$). En conclusión, el modelo demostró relevancia predictiva y un poder explicativo moderado ($R^2 = 0.289$), evidenciando que la capacidad innovadora funcionó como la ruta crítica que tradujo la adopción tecnológica en incrementos medibles de competitividad.

Palabras Clave: PyME, Crecimiento, PyME's innovadoras, Inteligencia Artificial

ABSTRACT

The purpose of this research was to assess the relationship among business growth, artificial intelligence (AI) adoption, and innovation in micro, small and medium-sized enterprises (MSMEs) in the commerce and services sector of Southern Sonora. A quantitative, causal, non-experimental, and cross-sectional study was conducted, temporally delimited between January and March 2026. The data collection instrument was structured in four sections

operationalizing the variables through items adapted from existing literature and validated using a Likert-type scale. The sample comprised 370 valid questionnaires administered directly to business owners and managers through non-probabilistic convenience sampling. Data analysis was performed using structural equation modeling via partial least squares (PLS-SEM). The structural model results indicated that all three hypotheses were statistically

significant ($p < 0.001$). The strongest relationship was identified between artificial intelligence and innovation ($\beta = 0.574$), confirming that technology functioned as a catalyst for the innovation process. Furthermore, innovation exerted a direct impact on business growth ($\beta = 0.341$), which exceeded the direct effect of artificial

intelligence ($\beta = 0.263$). In conclusion, the model demonstrated predictive relevance and moderate explanatory power ($R^2 = 0.289$), providing evidence that innovation capacity functioned as the critical pathway through which technological adoption translated into measurable competitiveness improvements.

Key words: *SME, Firm growth, Innovative SME, Artificial intelligence*

RESUMO

O objetivo da pesquisa foi avaliar a relação entre o crescimento empresarial, o uso de inteligência artificial e a inovação em micro, pequenas e médias empresas (MPMEs) do setor de comércio e serviços do sul de Sonora. Foi realizado um estudo quantitativo, causal, não experimental e transversal, delimitado temporalmente entre janeiro e março de 2026. O instrumento de coleta de dados foi estruturado em quatro seções que operacionalizaram as variáveis por meio de itens adaptados da literatura e validados utilizando uma escala de medição do tipo Likert. A amostra foi composta por 370 questionários válidos, aplicados diretamente a proprietários e

gerentes por meio de uma amostragem não probabilística por conveniência. A análise dos dados foi realizada por meio de modelagem de equações estruturais via mínimos quadrados parciais (PLS-SEM). Os resultados do modelo estrutural indicaram que as três hipóteses formuladas foram estatisticamente significativas ($p < 0,001$). Identificou-se que a relação mais forte ocorreu entre a inteligência artificial e a inovação ($\beta = 0,574$), confirmando que a tecnologia atuou como um catalisador do processo inovador. Além disso, a inovação exerceu um impacto direto sobre o crescimento ($\beta = 0,341$), superior ao efeito direto da inteligência artificial (β

= 0,263). Em conclusão, o modelo inovadora funcionou como a via crítica demonstrou relevância preditiva e um que converteu a adoção tecnológica em poder explicativo moderado (R^2 = aumentos mensuráveis de 0,289), evidenciando que a capacidade competitividade.

Palavras-chave: MPME, Crescimento empresarial, MPMEs inovadoras, Inteligência Artificial

1. INTRODUCCIÓN

El dinamismo del entorno económico global ha impuesto nuevas condiciones de competitividad a las micro, pequeñas y medianas empresas (MiPyMEs), las cuales constituyen el segmento más representativo del sector productivo en economías emergentes como la mexicana. En este contexto, la irrupción de la inteligencia artificial (IA) como tecnología de propósito general ha modificado de manera sustancial las lógicas de operación, planificación y diferenciación empresarial, desencadenando transformaciones que afectan tanto a grandes corporaciones como a unidades económicas de menor escala (Dwivedi et al., 2021; Soni et al., 2020). A nivel nacional, las MiPyMEs representan el 99.8% del total de empresas en México, generan aproximadamente el 70% del empleo formal y contribuyen entre el 42% y 45% del Producto Interno Bruto (INEGI, 2020; Lizarazo, 2023), lo que las convierte en agentes estratégicos del desarrollo económico regional. Sin embargo, su participación en procesos de adopción tecnológica y de innovación sistemática permanece limitada, lo que genera una brecha creciente respecto a empresas con mayor capacidad de inversión y acceso a infraestructura digital.

En el ámbito del Sur de Sonora, esta realidad adquiere especial relevancia. La región concentra 10,052 MiPyMEs del sector comercio y servicios distribuidas en los municipios de Álamos, Benito Juárez, Etchojoa, Huatabampo y Navojoa (INEGI, 2024), cuyas condiciones estructurales tales como baja escolaridad de los propietarios, limitado acceso a financiamiento y escasa articulación con ecosistemas de innovación; restringen su capacidad para incorporar tecnologías emergentes en sus modelos de negocio. La literatura especializada ha documentado que la falta de integración de la IA y la

innovación en las estrategias empresariales limita la optimización de procesos, la mejora en la toma de decisiones y la generación de valor añadido (Lee et al., 2019; Wamba et al., 2020; Kitsios & Kamariotou, 2021), elementos que resultan determinantes para la sostenibilidad y el crecimiento de las empresas en entornos competitivos.

La relación entre innovación, adopción de IA y crecimiento empresarial ha sido abordada desde múltiples perspectivas teóricas y empíricas. Estudios realizados en distintos contextos geográficos confirman que la innovación actúa como mediadora clave entre la adopción tecnológica y los indicadores de desempeño organizacional (Chatzoglou & Chatzoudes, 2018; Díaz-Hincapié et al., 2021; Wall, 2021), mientras que la IA se posiciona como un catalizador de la innovación en modelos de negocio, habilitando ventajas competitivas de carácter disruptivo (Lee et al., 2019; Liu et al., 2020). No obstante, la evidencia empírica proveniente de MiPyMEs en regiones periféricas de México permanece escasa, lo que dificulta la formulación de políticas públicas pertinentes y estrategias de desarrollo empresarial ajustadas a las condiciones locales. Esta brecha de conocimiento justifica la pertinencia de estudios contextualizados que generen evidencia sobre los mecanismos mediante los cuales estas variables interactúan en entornos de baja tecnología.

El presente estudio se enmarca en esta problemática y tiene como objetivo evaluar la relación entre el crecimiento empresarial, el uso de la inteligencia artificial y la innovación en las MiPyMEs del sector comercio y servicios del Sur de Sonora. Los hallazgos buscan contribuir al acervo teórico sobre competitividad de MiPyMEs en México y ofrecer información empírica para el diseño de estrategias que fortalezcan la capacidad innovadora y la adopción tecnológica en este segmento empresarial.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. Teorías del crecimiento empresarial en MiPyMEs

El estudio del crecimiento empresarial en las MiPyMEs se ha sustentado en diversas corrientes teóricas que buscan explicar los factores y mecanismos que determinan la expansión de estas unidades económicas. La teoría de los recursos y

capacidades, desarrollada inicialmente por Penrose y consolidada por Barney, sostiene que el crecimiento de la empresa depende de su capacidad para identificar, acumular y desplegar recursos valiosos, raros, inimitables y no sustituibles (Nason & Wiklund, 2018). Bajo este enfoque, la adopción de tecnologías emergentes como la IA y el desarrollo de capacidades innovadoras constituyen recursos estratégicos que pueden generar ventajas competitivas sostenibles, particularmente en mercados donde la diferenciación resulta difícil de lograr a través de factores convencionales (Ipinnaiye et al., 2017; Kim, 2021). Esta perspectiva resulta pertinente para el análisis de las MiPyMEs del Sur de Sonora, cuyo entorno competitivo exige la construcción de capacidades internas que compensen las limitaciones estructurales del contexto regional.

Desde otra perspectiva, el modelo conceptual multidimensional de crecimiento propuesto por Storey (2016) establece que el desempeño de las MiPyMEs está condicionado por la interacción de tres dimensiones: las características del empresario, las condiciones del entorno y la estrategia organizacional adoptada. Este modelo reconoce que el crecimiento no es un fenómeno lineal ni unidimensional, sino que resulta de la configuración dinámica de factores internos tales como la rentabilidad, el nivel de endeudamiento, la formación del propietario, la orientación innovadora y factores externos como las políticas gubernamentales, el acceso a financiamiento y las condiciones del mercado (Kachlami & Yazdanfar, 2016; Yang, 2023). En base en lo anterior, esta perspectiva orienta el análisis hacia la identificación de los constructos: crecimiento, innovación e inteligencia artificial como variables interrelacionadas dentro de un sistema de determinantes organizacionales y contextuales.

2.2. Inteligencia artificial en la gestión empresarial

La inteligencia artificial se define como el conjunto de tecnologías que permiten a los sistemas computacionales realizar tareas que, convencionalmente, requerirían inteligencia humana, tales como el reconocimiento de patrones, la toma de decisiones, el aprendizaje automático y el procesamiento de lenguaje natural (Borges et al., 2021; Sestino & De Mauro, 2022). En el ámbito empresarial, la IA ha sido conceptualizada como una tecnología de propósito general con capacidad transformadora sobre los

modelos de negocio, los procesos operativos, liderazgo y las estructuras organizacionales (Dwivedi et al., 2021; Kaggwa et al., 2024). Su integración en las estrategias empresariales no solo mejora las operaciones existentes, sino que también habilita la creación de experiencias personalizadas para los clientes, optimiza la cadena de valor y fortalece los sistemas de apoyo a la toma de decisiones (Edilia & Larasati, 2023; Kitsios & Kamariotou, 2021). Para las MiPyMEs, sin embargo, la adopción de la IA implica superar barreras significativas de carácter técnico, económico y organizacional, donde los costos de implementación y la escasez de talento especializado figuran entre los principales obstáculos (Cubric, 2020).

La literatura especializada ha clasificado los beneficios de la IA en las empresas en tres dimensiones fundamentales: la implementación tecnológica, que refiere al grado de integración de herramientas de IA en los procesos organizacionales; los beneficios percibidos, asociados a mejoras en eficiencia, productividad y toma de decisiones; y los desafíos enfrentados, vinculados a la complejidad técnica, los costos y las resistencias institucionales (Di Vaio et al., 2020; Thayyib et al., 2023). Este enfoque multidimensional además de tener consonancia con la Agenda 2030 de las Naciones Unidas para los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), permite capturar la complejidad del fenómeno en contextos de baja tecnología como el Sur de Sonora, donde la adopción de la IA se encuentra en etapas incipientes y sus efectos sobre el crecimiento empresarial presentan una relación moderada pero estadísticamente significativa.

2.3. Innovación como factor de competitividad empresarial

La innovación constituye uno de los constructos teóricos más ampliamente discutidos en la literatura de gestión y economía empresarial. Montoya (2004) la definió como el proceso de destrucción creativa mediante el cual la introducción de nuevos productos, procesos, mercados o fuentes de insumos impulsa el crecimiento económico y reconfigura las estructuras productivas existentes. Esta conceptualización seminal fue posteriormente ampliada por Drucker & Maciariello (2014), quienes subrayaron el carácter sistemático y organizado de la innovación como proceso de búsqueda deliberada de cambios y oportunidades orientados al beneficio empresarial. En el contexto

contemporáneo, la innovación ha adquirido nuevas dimensiones impulsadas por la transformación digital, la globalización y las demandas cambiantes de los mercados, consolidándose como un factor estratégico para la adaptabilidad y sostenibilidad organizacional, así como para el desarrollo de nuevos negocios (Verganti et al., 2020; Wang & Zhang, 2024; Billi & Bernardo, 2025).

Para efectos de este estudio, la innovación considera tres dimensiones complementarias que permiten capturar su naturaleza multifacética en el contexto de las MiPyMEs: la cultura innovadora, entendida como el conjunto de valores, actitudes y prácticas organizacionales que favorecen la generación y adopción de nuevas ideas; el proceso de innovación, referido a los mecanismos sistemáticos mediante los cuales las empresas transforman conocimiento e ideas en productos, servicios o modelos de negocio diferenciados; y los resultados de la innovación, que comprenden los efectos observables sobre el desempeño organizacional, la participación de mercado y la competitividad (Ashok et al., 2016; Ravina et al., 2017; Bulut et al., 2022; Gui et al., 2022). La interacción entre estas dimensiones y las capacidades habilitadas por la IA configura el modelo teórico que sustenta las hipótesis de investigación del presente estudio, en consonancia con la evidencia empírica que posiciona a la innovación como el principal predictor del crecimiento en MiPyMEs latinoamericanas (Díaz-Hincapié et al., 2021; Wall, 2021).

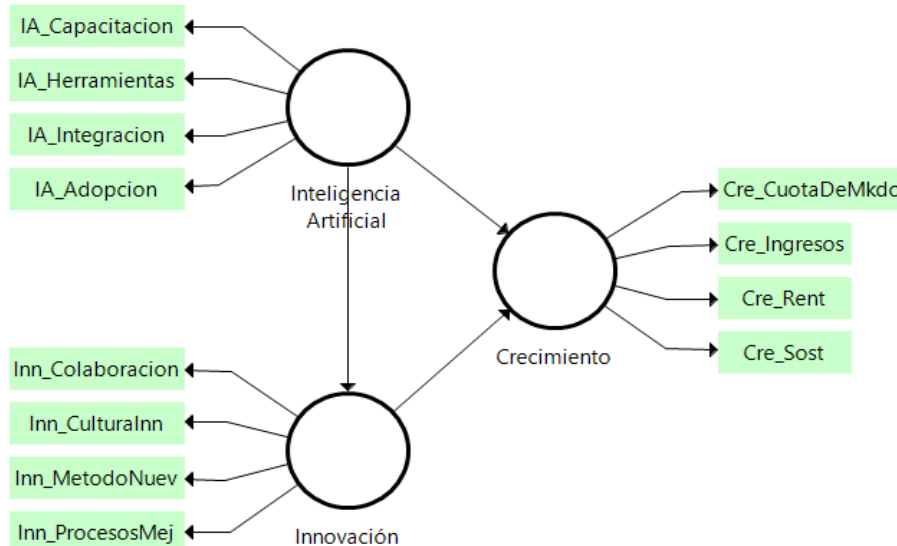
3. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Enfoque Metodológico

La investigación adoptó un enfoque cuantitativo de naturaleza probatoria, utilizando el análisis estadístico para identificar patrones conductuales a partir de los datos recolectados (Hernández et al., 2014). El diseño metodológico fue no experimental y transversal, caracterizado por la observación de las variables en su entorno natural y la recolección de datos en un corte temporal único, delimitado entre enero y marzo de 2026 (Kerlinger & Lee, 2008; Sloane-Seale, 2009). Con un alcance causal, el estudio analizó la relación entre el Crecimiento (variable dependiente Y), el uso de la Inteligencia Artificial (variable independiente X_1) y la Innovación (variable independiente X_2),

planteándose las siguientes hipótesis de investigación que se muestra en la figura 1.

Figura 1. Relación entre Crecimiento (Y), Inteligencia Artificial (X1) e Innovación (X2)



Fuente: Elaboración propia (2026)

3.2. Hipótesis

Ha1: Existe una relación significativa positiva entre Innovación y Crecimiento empresarial

Ho1: No existe relación significativa entre Innovación y Crecimiento empresarial

Ha2: Existe una relación significativa positiva entre la adopción de Inteligencia Artificial y el Crecimiento empresarial

Ho2: No existe relación significativa entre la adopción de Inteligencia Artificial y el Crecimiento empresarial

Ha3: Existe una relación significativa positiva entre la Inteligencia Artificial e Innovación

Ho3: No existe relación significativa entre la Inteligencia Artificial e Innovación

3.3. Población, Muestra e Instrumento de recolección de datos.

El universo de estudio estuvo constituido por las micro, pequeñas y medianas empresas (MiPyMEs) del sector comercio y servicios de la región del Sur de Sonora. La recolección de datos se llevó a cabo mediante un muestreo no probabilístico por

conveniencia durante los meses de enero a marzo de 2026. La muestra final quedó integrada por 370 cuestionarios válidos aplicados de manera directa a propietarios y gerentes de las unidades económicas.

El instrumento de medición se estructuró de manera sistemática en cuatro secciones independientes, diseñadas para operacionalizar los constructos teóricos del modelo propuesto:

- Sección I (variables de control y perfil demográfico). Orientada a obtener las características generales de las MiPyMEs y de los encuestados. Evaluó cuatro indicadores descriptivos: sector de actividad económica, tiempo de operación en el mercado, nivel académico del respondiente y número de empleados.
- Sección II (Variable Dependiente – Crecimiento empresarial): Conformada por cuatro ítems que miden el desempeño de la organización a través de la cuota de mercado, los ingresos, la rentabilidad y la sostenibilidad.
- Sección III (Variable independiente X_1 – Inteligencia artificial): compuesta por cuatro ítems que evalúan el uso y gestión de la IA en la organización mediante las dimensiones de adopción, capacitación, herramientas e integración tecnológica.
- Sección IV (Variable independiente X_2 – Innovación): Integrada por cuatro ítems diseñados para medir la capacidad innovadora de la empresa a través de la colaboración, la cultura innovadora, la adopción de nuevos métodos y la mejora de procesos.

Las secciones II, III y IV, correspondientes a las variables latentes del modelo, se operacionalización mediante ítems adaptados de Kitsios & Kamariotu (2021), Borges et al. (2021), Ashok et al. (2016) y Bulut et al. (2022) y recolectando las respuestas mediante una escala de percepción tipo Likert de cinco puntos (donde 1 = Totalmente en desacuerdo y 5 = Totalmente de acuerdo). Lo que permitió capturar en forma óptima la percepción de los gerentes con la variabilidad requerida para los posteriores análisis estadísticos multivariantes.

3.4. Análisis de datos

Para la evaluación del modelo teórico y contraste de las hipótesis formuladas, se

empleó el Modelado de ecuaciones estructurales mediante mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) debido a que el modelo incluye variables latentes con indicadores reflectivos, la investigación posee un enfoque predictivo y probatorio sobre el crecimiento empresarial y los datos recolectados no presentan una distribución normal. El procesamiento de los datos se ejecutó utilizando los softwares Jamovi (v.2.3) para el análisis descriptivo y SmartPLS (v. 3.0) para la estimación del modelo de medida y del modelo estructural.

4. RESULTADOS

4.1. Análisis descriptivo

El perfil demográfico de las empresas encuestadas (ver tabla 1), en cuanto al Sector al que pertenecen, resultó que el 51.6% son comerciales, mientras que el 38.4% están en el sector servicios y con el 10% empresas industriales. Con respecto al tiempo que estas unidades de negocio tienen en el mercado, el 33.8% tienen menos de 5 años, en tanto que el 47.3% tienen entre 5 a 10 años y con más de 10 años en el mercado solo el 18.9%.

En relación con la escolaridad el 33.8% cuenta con estudios universitarios, el 33.0% estudio de preparatoria y el 15.4% estudios de nivel básico. Finalmente, en cuanto al número de empleados el 21.9% tiene hasta 5 y entre 11 a 30 empleados, mientras que el 35.4% de 6 a 10 empleados, el 17.0% de 31 a 50, y solo el 3.8% de 51 a 100.

Tabla 1. Datos demográficos

Variable de control	Frecuencia	%	% Acumulado
Sector			
Comercio	191	51.6	51.6
Servicios	142	38.4	90.0
Industrial	37	10	100.0
Tiempo de operación			
5 años o menos	125	33.8	33.8
5 a 10 años	175	47.3	81.1
Más de 10 años	70	18.9	100.0
Nivel académico			
Primaria	57	15.4	15.4
Secundaria	66	17.8	33.2
Preparatoria	122	33.0	66.2
Universidad	125	33.8	100.0
Número de empleados			
De 0 a 5 empleados	81	21.9	21.9
De 6 a 10 empleados	131	35.4	57.3
De 11 a 30 empleados	81	21.9	79.2
De 31 a 50 empleados	63	17.0	96.2
De 51 a 100 empleados	14	3.8	100.0

Fuente: Elaboración propia (2026) con datos de The Jamovi Project (2022), R Core Team (2021) & Ringle et al. (2015)

4.2. Fiabilidad y validez

Se comprobó la fiabilidad a través de dos pruebas fundamentales, el Alfa de Cronbach y Omega de McDonald (Beland, et al., 2017 y Roco-Videla, et al., 2024). En resumen, la tabla 2 muestra los datos obtenidos. En relación con la evaluación de la fiabilidad y validez del instrumento, los resultados muestran que los constructos analizados presentan niveles adecuados de consistencia interna, es decir, los tres constructos (Crecimiento, Inteligencia Artificial e Innovación) demuestran excelente fiabilidad interna, con valores de Alpha de Cronbach superiores a 0.81 y Omega de McDonald entre 0.821 y 0.893. Las cargas factoriales oscilan entre 0.786 y 0.842, confirmando que todos los indicadores representan adecuadamente sus constructos. La Varianza Extraída Promedio (AVE) en los tres casos supera el umbral de 0.50 (rango: 0.647-0.676), evidenciando validez convergente suficiente.

Tabla 2. Validez del instrumento

	Cargas factoriales	Alpha de Cronbach α	Omega de McDonald Ω	Rho_A	Fiabilidad compuesta	AVE
Crecimiento		0.818	0.818	0.821	0.880	0.647
Cuota de mercado	0.813					
Ingresos	0.800					
Rentabilidad	0.786					
Sostenibilidad	0.817					
Inteligencia Artificial		0.825	0.825	0.830	0.883	0.655
Adopción	0.815					
Capacitación	0.815					
Herramientas	0.818					
Integración	0.788					
Innovación		0.840	0.841	0.843	0.893	0.676
Colaboración	0.832					
Cultura innovadora	0.822					
Método	0.792					
Procesos mejorados	0.842					

Fuente: Elaboración propia (2026) con datos de The Jamovi Project (2022), R Core Team (2021) & Ringle et al. (2015); Smart PLS

Nota: Para que sea válido el instrumento, se consideró un α y un $\omega \geq 0,7$ λ debe de tener un valor $> 0,707$, α debe de tener un valor $> 0,7$, ρ_c debe tener un valor $> 0,6$ y tiene de ser mayor al α ; el AVE debe tener un valor $> 0,5$

Por otro lado, la tabla 3, refleja la Validez discriminante, que acorde a Zeng, et al. (2021), la Validez discriminante muestra los resultados de la fiabilidad compuesta (RC), la varianza media extraída (AVE) y los coeficientes de correlación entre los constructos que se resumen como sigue:

Tabla 3. Validez discriminante (criterio de Fornell-Larcker)

	Crecimiento	Innovación	Inteligencia Artificial
Crecimiento	0.804		
Innovación	0.493	0.822	
Inteligencia Artificial	0.459	0.574	0.809

Fuente: Elaboración propia (2026) con datos de Ringle et al. (2015); Smart PLS

Nota: El valor de la Validez discriminante debe de ser mayor que el resto de las correlaciones entre constructos

El modelo cumple satisfactoriamente con el criterio de Fornell-Larcker. La raíz cuadrada del AVE de cada constructo (Crecimiento: 0.804, Innovación: 0.809, IA: 0.809) es superior a sus correlaciones con otros constructos. Esto confirma que los constructos son suficientemente diferenciados y no miden lo mismo. Las correlaciones observadas demuestran relaciones positivas moderadas-fuertes entre las variables, validando la estructura teórica del modelo sin redundancia conceptual.

4.3. Modelo estructural

El análisis del modelo estructural de la tabla 4, indica que las tres hipótesis estructurales son estadísticamente significativas ($p < 0.001$). La relación más fuerte es IA→Innovación ($\beta=0.574$, $t=14.733$), indicando que la inteligencia artificial es un impulsor fundamental de la innovación empresarial. Innovación→Crecimiento es moderadamente significativa ($\beta=0.341$, $t=6.468$), demostrando que la innovación genera crecimiento observable. IA→Crecimiento ($\beta=0.263$, $t=5.669$) muestra un efecto directo menor. En conjunto, validan el modelo propuesto: la IA cataliza la innovación, que a su vez impulsa el crecimiento empresarial.

Tabla 4. Comprobación de hipótesis – Modelo estructural

Hipótesis	Propuesta	Coefficientes <i>path</i> estandarizados (β)	Valor <i>t</i> (<i>Bootstrap</i>)	Valor <i>p</i>	Comentario
H ₁	<i>Innovación</i> → <i>Crecimiento</i>	0.341	6.468***	0.000	Aprobada
H ₂	<i>IA</i> → <i>Crecimiento</i>	0.263	5.669***	0.000	Aprobada
H ₃	<i>IA</i> → <i>Innovación</i>	0.574	14.733***	0.000	Aprobada

Fuente: Elaboración propia (2026) con datos de Ringle et al. (2015); Smart PLS

Nota: El valor de β debe ser $> 0,200$, de preferencia $> 0,300$ Criterios de precisión y p valor del resultado: *** valor $t > 2,576$ ($p < 0,01$), ** valor $t > 1,960$ ($p < 0,05$), * valor $t > 1,645$ ($p < 0,10$), n.s. = no significativo.

En la tabla 5 se puede apreciar que el modelo explica el 28.9% de la varianza en Crecimiento ($R^2=0.289$) e Innovación captura el 32.9% de su varianza ($R^2=0.329$). Los valores de Q^2 (Stone-Geisser) de 0.183 y 0.218, ambos positivos, confirman la relevancia predictiva del modelo. Aunque la capacidad explicativa es moderada, indica que existe cerca de un 71% de varianza en Crecimiento no explicada por IA e Innovación, sugiriendo la existencia de otros factores influyentes que deberían explorarse en futuras investigaciones.

Tabla 5. Poder explicativo (R^2) y relevancia predictiva (Q^2) de los constructos endógenos del modelo estructural

Constructo	Varianza Explicada R^2	Prueba de <i>Stone-Geisser</i> Q^2
Crecimiento	0,289	0.183
Innovación	0.329	0.218

Fuente: Elaboración propia (2026) con datos de Ringle et al. (2015); Smart PLS

Nota: La R^2 es la influencia que tiene un constructo sobre otro y no lo puede tener por sí mismo, el valor debe de ser $> 0,100$. La Q^2 es la que se encarga de respaldar la relevancia de R^2 y cuyo valor es > 0 , y entre más cercano a 1, es mejor el resultado

El Índice de Bondad de Ajuste ($GoF=0.451$) indica un ajuste moderado a bueno del modelo general (ver tabla 6). Con una media de AVE de 0.659 y varianza explicada promedio de 0.309, el modelo demuestra validez tanto en la medición como en la estructura. El GoF superior a 0.36 (umbral mínimo para ciencias sociales) ratifica que la combinación de validez convergente y poder explicativo es adecuada para el contexto empresarial estudiado.

Tabla 6. Comprobación del nivel ajuste del modelo de medida y estructural

Constructo	Análisis Varianza Extraída (AVE)	$\sqrt{AVE}$	Varianza Explicada R^2	Índice de Bondad de Ajuste ^a
Inteligencia Artificial	0.647	0.804		
Innovación	0.655	0.809	0.329	
Crecimiento	0.676	0.822	0.289	
Media Aritmética	0.659		0.309	0.451

Fuente: Elaboración propia (2026)

Nota: El Índice de Bondad de Ajuste (GoF) = $\sqrt{(AVE) * (R^2)}$ (Tenenhaus, et al., 2005), este debe de ser cercano a 1

4.4. Discusión

El análisis del modelo estructural confirmó que la inteligencia artificial (IA) ejerce un efecto directo, positivo y estadísticamente significativo sobre la innovación ($\beta = 0.574$, $t = 14.733$), posicionándose como su principal catalizador en el contexto de las MiPyMEs evaluadas. Este hallazgo converge con los planteamientos teóricos de Lee *et al.* (2019) y Liu *et al.* (2020), quienes postulan que las tecnologías de propósito general reconfiguran las lógicas de valor al dotar a las organizaciones de capacidades de automatización y procesamiento analítico que facilitan la renovación de métodos y procesos organizacionales

Al evaluar el impacto de las variables predictoras sobre el desempeño organizacional, la innovación demostró una influencia superior sobre el crecimiento empresarial ($\beta = 0.341$, $t = 6.468$) en comparación con el efecto directo de la adopción de IA ($\beta = 0.263$, $t = 5.669$). Esta preeminencia de la capacidad innovadora como ruta crítica hacia la competitividad coincide con la evidencia empírica reportada por Díaz-Hincapié *et al.* (2021) en entornos latinoamericanos, donde el dinamismo y la diferenciación comercial actúan como determinantes del posicionamiento de mercado. Asimismo, la significancia de la trayectoria que vincula la IA con la innovación robustece los hallazgos de Wall (2021) respecto al rol de la gestión y optimización interna de procesos como antecedentes directos del éxito financiero y operativo.

En contraposición, los resultados divergen de los reportados por Muktar *et al.* (2024), quienes identificaron coeficientes no significativos para la adopción tecnológica y la innovación en PyMEs africanas. Esta discrepancia puede atribuirse a las particularidades socioeconómicas y geográficas del Sur de Sonora, donde la concentración de empresas comerciales y de servicios (90% de la muestra) genera una presión competitiva que obliga a los tomadores de decisiones a capitalizar de forma inmediata las herramientas digitales disponibles para subsistir en el mercado. Por último,

el poder explicativo del modelo respecto al crecimiento ($R^2 = 0.289$) supera al obtenido por Chukwuemeka-Onuzulike *et al.* (2023) ($R^2 = 0.208$), confirmando que la integración conjunta de capacidades tecnológicas y de innovación ofrece un marco explicativo estadísticamente más robusto para comprender la expansión de las unidades económicas de menor escala.

5. CONCLUSIÓN

Los resultados obtenidos en la presente investigación aportan evidencia empírica concluyente sobre los mecanismos mediante los cuales la inteligencia artificial y la capacidad de innovación interactúan para impulsar el crecimiento empresarial en las MiPyMEs del Sur de Sonora. Desde una perspectiva teórica, el estudio valida la aplicabilidad de la visión basada en recursos y capacidades en entornos de economías emergentes, demostrando que la tecnología no opera de forma aislada, sino que requiere una estructura organizacional orientada a la innovación para maximizar sus beneficios estratégicos. El principal aporte del modelo radica en demostrar que la innovación funciona como la variable mediadora central que traduce la adopción tecnológica en incrementos medibles de rentabilidad, cuota de mercado e ingresos.

En el ámbito práctico, los hallazgos sugieren a los propietarios y gerentes que las inversiones en herramientas digitales de IA deben acompañarse de programas de capacitación del capital humano y transformaciones en la cultura organizacional. La simple adquisición de software o la automatización superficial de tareas resulta insuficiente si no se modifican los métodos comerciales y los procesos de prestación de servicios. Para los diseñadores de políticas públicas en la región, estos datos fundamentan la necesidad de estructurar programas de fomento económico que no se limiten al financiamiento de infraestructura digital, sino que promuevan activamente la vinculación de las MiPyMEs con ecosistemas locales de innovación.

No obstante, las contribuciones indicadas, el estudio presenta limitaciones metodológicas. La recolección de los datos se efectuó mediante un diseño transversal y un muestreo no probabilístico por conveniencia restringido al Sur de Sonora, lo que limita

la generalización de los resultados hacia otros contextos geográficos o sectores industriales diferenciados. Adicionalmente, el valor de R^2 obtenido indica que el 71.1% de la varianza del crecimiento empresarial responde a factores no contemplados en este modelo.

Como líneas futuras de investigación, se sugiere la incorporación de variables institucionales como el acceso a financiamiento formal, el nivel de escolaridad específico de los directivos o las condiciones macroeconómicas de la región. Finalmente, se recomienda el desarrollo de estudios longitudinales que permitan evaluar la estabilidad temporal de los coeficientes de senda analizados y capturar de forma precisa el ciclo de maduración de las tecnologías de inteligencia artificial en el tejido empresarial de menor escala.

REFERENCIAS

- Ashok, M., Narula, R. & Martinez-Noya, A. (2016), How do collaboration and investments in knowledge management affect process innovation in services? *Journal of Knowledge Management*, 20(5)/ 1004-1024. <https://doi.org/10.1108/JKM-11-2015-0429>
- Beland, S., Cousineau, D. & Loye, N. (2017). Utiliser le coefficient omega de McDonald à la place de l'alpha de Cronbach. *Revue des sciences de l'éducation de McGill*, 52(3), 563-807. <https://doi.org/10.7202/1050915ar>
- Billi, A., & Bernardo, A. (2025). The Effects of Digital Transformation, IT Innovation, and Sustainability Strategies on Firms' Performances: An Empirical Study. *Sustainability*, 17(3), 1-19. <https://doi.org/10.3390/su17030823>.
- Borges, A. F. S., Laurindo, F. J. B., Spínola, M. M., Gonçalves, R. F., & Mattos, C. A. (2021). The strategic use of artificial intelligence in the digital era: Systematic literature review and future research directions. *International Journal of Information Management*, 57(1), 102-225. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102225>.
- Bulut, C., Kaya, T., Mehta, A.M. & Danish, R.Q. (2022). Linking incremental and radical creativity to product and process innovation with organizational knowledge, *Journal of Manufacturing Technology Management*, 33(4), 763-784. <https://doi.org/10.1108/JMTM-01-2021-0037>
- Chatzoglou, P. & Chatzoudes, D. (2018). The role of innovation in building competitive advantages: an empirical investigation, *European Journal of Innovation Management*, 21(1), 44-69. <https://doi.org/10.1108/EJIM-02-2017-0015>
- Chukwuemeka, N., Ndubuisi, P. & Agbata, A. E. (2023). Artificial Intelligence and SMEs Growth in Anambra State, Nigeria. *Amity Business Review*, 24(1), 8-17. https://amity.edu/abs/abr/pdf/ABR_VOL%2024_ISSUENO_1_%20JANUARY-JUNE_2023.pdf
- Cubric, M. (2020). Drivers, barriers and social considerations for AI adoption in business and management: A tertiary study. *Technology in Society*, 62(1), 101-257. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101257>
- Di Vaio, A., Palladino, R., Hassan, R., & Escobar, O. (2020). Artificial intelligence and business models in the sustainable development goals perspective: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, 121(1), 283-314. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.08.019>
- Díaz-Hincapié, F. I., Melgarejo-Molina, Z. A., & Vera-Colina, M. A. (2021). Relación entre innovación y crecimiento empresarial en la pyme de la industria de alimentos y bebidas de Bogotá, Colombia. *Revista de Investigación Desarrollo e Innovación*,

11(3),493-505. <https://doi.org/10.19053/20278306.v11.n3.2021.13346>

Drucker, P., & Maciariello, J. (2014). *Innovation and entrepreneurship*. Routledge.

Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., Dwivedi, R., Edwards, J., Eirug, A., Galanos, V., Ilavarasan, P. V., Janssen, M., Jones, P., Kar, A. K., Kizgin, H., Kronemann, B., Lal, B., Lucini, B., ... Williams, M. D. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57(1),101-994. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>

Edilia, S., & Larasati, N. D. (2023). Innovative Approaches in Business Development Strategies Through Artificial Intelligence Technology. *IAIC Transactions on Sustainable Digital Innovation (ITSDI)*, 5(1), 84-90. <https://doi.org/10.34306/itsdi.v5i1.612>

Gui, L., Lei, H. & Le, P.B. (2022). Determinants of radical and incremental innovation: the influence of transformational leadership, knowledge sharing and knowledge-centered culture, *European Journal of Innovation Management*, 25(5),1221-1241. <https://doi.org/10.1108/EJIM-12-2020-0478>

Hernández, R., Fernández, C. & Baptista, M. P. (2014). *Metodología de la investigación*. Sexta edición. Edit. McGraw-Hill. https://uniclanet.unicla.edu.mx/assets/contenidos/254857_DOC_2023-03-01_18:46:18.pdf

INEGI, (2020). Medición de la economía informal, 2019 preliminar. Año Base 2013. México: INEGI. <https://goo.su/QNMJtu>

INEGI, (2024). *Directorio Estadístico Nacional de unidades económicas: PyMEs en sectores de comercio minorista*. <https://goo.su/LQf8n1>

Ipinnaiye, O., Dineen, D., & Lenihan, H. (2017). Drivers of SME performance: A holistic and multivariate approach. *Small Business Economics*, 48(4),883-911. <https://doi.org/10.1007/s11187-016-9819-5>

Kachlami, H., & Yazdanfar, D. (2016). Determinants of SME growth. *Management Research Review*, 39(9),966-986. <https://doi.org/10.1108/MRR-04-2015-0093>

Kaggwa, S., Eleogu, T., Okonkwo, F., Farayola, O., Uwaoma, P., & Akinoso, A. (2024). AI in Decision Making: Transforming Business Strategies. *International Journal of Research and Scientific Innovation*, (10)12, 423-444. <https://doi.org/10.51244/ijrsi.2023.1012032>

Kerlinger, F. & Lee, H. (2008). *Investigación del comportamiento. Métodos de investigación en ciencias sociales* (cuarta edición). McGraw Hill.

- KIM, S.-S. (2021). Sustainable Growth Variables by Industry Sectors and their influence on Changes in Business models of SMEs in the era of digital transformation. *Sustainability*, 13(13), 7114. <https://doi.org/10.3390/su13137114>
- Kitsios, F., & Kamariotou, M. (2021). Artificial Intelligence and Business Strategy towards Digital Transformation: A Research Agenda. *Sustainability*, 13(4). <https://doi.org/10.3390/su13042025>
- Lee, J., Suh, T., Roy, D., & Baucus, M. (2019). Emerging Technology and Business Model Innovation: The Case of Artificial Intelligence. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 5(3), 44. <https://doi.org/10.3390/joitmc5030044>
- Liu, J., Chang, H., Forrest, J. Y.-L., & Yang, B. (2020). Influence of artificial intelligence on technological innovation: Evidence from the panel data of china's manufacturing sectors. *Technological Forecasting and Social Change*, 158, 120142. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120142>
- Lizarazo, C. (2023). Conekta. Las PyMEs en México: Retos e importancia. <https://www.conekta.com/blog/las-pymes-en-mexico-retos-e-importancia>
- Montoya, O. (2004). Schumpeter, innovación y determinismo tecnológico. *Scientia et Technica*, 2(25), 209-213. <https://www.redalyc.org/pdf/849/84911685037.pdf>
- Muktar, I., Ufua, D. & Okorie, U. (2024). Exploring the role of Artificial Intelligence Capabilities on Small and Medium sized Enterprises Growth in Nigeria. *African Journal of Economics and Business Research (AJEBR)*, (3), 21-30. <https://dx.doi.org/10.4314/ajebr.v3i2.4>
- Nason, RS, & Wiklund, J. (2018). Una evaluación de la teoría basada en recursos sobre el crecimiento empresarial y sugerencias para el futuro. *Journal of Management*, 44, 32-60. <https://doi.org/10.1177/0149206315610635>
- Ravina, R., Villena, F. & Gutiérrez, G.A. (2017). Una aproximación teórica para mejorar los resultados de innovación en las empresas desde la perspectiva del “Happiness Management”. *Retos.14(11)*, 113-129. <https://doi.org/10.17163/ret.n14.2017.06>
- R Core Team (2021). *R: A Language and environment for statistical computing*. (Version 4.1) [Computer software]. <https://cran.r-project.org>.
- Ringle, C. M., Wende, S. & Becker, J. M. (2015) "SmartPLS 3." Boenningstedt: SmartPLS GmbH, [Computer Software]. <http://www.smartpls.com>
- Roco-Videla, A., Aguilera-Eguía, R. & Olguin-Barraza, M. (2024). Ventajas del uso del coeficiente de omega de McDonald frente al alfa de Cronbach. *Nutrición Hospitalaria*, 41(1), 262-263. <http://dx.doi.org/10.20960/nh.04879>

Sestino, A., & De Mauro, A. (2022). Leveraging Artificial Intelligence in Business: Implications, Applications and Methods. *Technology Analysis & Strategic Management*, 34(1), 16-29. <https://doi.org/10.1080/09537325.2021.1883583>

Sloane-Seale, A. (2009). Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approaches. *Canadian Journal of University Continuing Education*, 35. <https://doi.org/10.21225/d54s3d>

Soni, N., Sharma, E. K., Singh, N., & Kapoor, A. (2020). Artificial Intelligence in Business: From Research and Innovation to Market Deployment. *Procedia Computer Science*, 167, 2200-2210. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.272>

Storey, D. (2016). *Understanding the Small Business Sector*. 1st Edition. Edit. Routledge, vol 17. New York. <https://doi.org/10.4324/9781315544335>

Tenenhaus, M., Esposito, V., Chatelin, Y. M. & Lauro, C. (2005). PLS path modeling. *Computational Statistics & Data Analysis*, (48)1, 159-205. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2004.03.005>

Thayyib, P. V., Mamilla, R., Khan, M., Fatima, H., Asim, M., Anwar, I., Shamsudheen, M. K., & Khan, M. A. (2023). State-of-the-Art of Artificial Intelligence and Big Data Analytics Reviews in Five Different Domains: A Bibliometric Summary. *Sustainability*, 15(5), Article 5. <https://doi.org/10.3390/su15054026>

The Jamovi Project (2022). *jamovi*. (Version 2.3) [Computer Software]. <https://www.jamovi.org>.

Verganti, R., Vendraminelli, L., & Iansiti, M. (2020). Innovation and Design in the Age of Artificial Intelligence. *Journal of Product Innovation Management*, 37(3), 212-227. <https://doi.org/10.1111/jpim.12523>

Wamba, S.-L., Fosso, S., Kala, J. R., & Tchatchouang, 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. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-10-2019-0411>

Wall, W. (2021). Determinants of SME's performance from business strategy to innovation. *Polish Journal of Management Studies*, 23(2), 537-554. <https://doi.org/DOI:10.17512/pjms.2021.23.2.32>

Wang, S., & Zhang, H. (2024). Enhancing SMEs sustainable innovation and performance through digital transformation: Insights from strategic technology, organizational dynamics, and environmental adaptation. *Socio-Economic Planning Sciences*, (98), Article 102124. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2024.102124>.

Yang, S. (2023). Factors Influencing SME Growth Performance in China: A Conceptual

Analysis. *Journal of Digitainability, Realism & Mastery (DREAM)*, 2(03), Article 03.
<https://doi.org/10.56982/dream.v2i03.93>

Zeng, N., Liu, Y., Gong, P., Hertogh, M. & König, M. (2021). Do right PLS and do PLS right: A critical review of the application of PLS-SEM in construction management Research. *Front. Eng. Manag.*, 8(3), 356–369. <https://doi.org/10.1007/s42524-021-0153-5>