TELOS: Revista de Estudios Interdisciplinarios en Ciencias Sociales
ISSN 1317-0570 / ISSN (e) 2343-5763
Vol. 28(3). Septiembre-Diciembre 2026

DESEMPEÑO LABORAL EN LA ERA DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL: ANÁLISIS BAJO UNA PERSPECTIVA ORGANIZACIONAL

Gustavo Emiliano Mascareño Beltran*
https://orcid.org/0009-0008-7303-9121
Flor de la Cruz Salaiza-Lizárraga**
http://orcid.org/0000-0003-3864-0575
Carmen Guadalupe López-Varela***
https://orcid.org/0009-0005-6353-7184
José Fernando Hernández Silva****
https://orcid.org/0009-0003-7890-4173

RECIBIDO: 10/02/2026 / **ACEPTADO**: 21/08/2026 / **PUBLICADO**: 16/09/2026

Cómo citar: Mascareño Beltrán, G. E., Salaiza-Lizárraga, F. C., López-Varela, C. G., & Hernández Silva, J. F. (2026). Desempeño Laboral en la Era de la Inteligencia Artificial: Análisis bajo una Perspectiva Organizacional. *Telos: Revista de Estudios Interdisciplinarios en Ciencias Sociales, 28*(3), 529-540. https://doi.org/10.36390/telos283.06

RESUMEN

La incorporación de inteligencia artificial (IA) está reconfigurando la forma en que las personas ejecutan, aprenden y se adaptan al trabajo; sin embargo, aún existe evidencia limitada sobre cómo la digitalización inteligente se relaciona con el desempeño laboral desde una perspectiva que integre factores tecnológicos, organizacionales y humanos. Este estudio analizó la relación entre digitalización inteligente basada en IA y desempeño laboral percibido, y evaluó la estructura del índice SINER-IA. Se realizó un estudio cuantitativo, transversal y no experimental con 224 trabajadores de organizaciones públicas y privadas de la región noroeste de México, específicamente de los estados de Sinaloa, Sonora, Durango, Chihuahua, Baja California y Baja California Sur. De ellos, 163 participantes que reportaron utilizar herramientas digitales inteligentes conformaron la muestra analítica. El SINER-IA comprende 16 indicadores agrupados en cuatro dimensiones: automatización inteligente de procesos, cultura organizacional digital, ejecución técnica del trabajo y adaptación y aprendizaje digital. La estructura se examinó mediante análisis factorial exploratorio y confirmatorio para indicadores ordinales, seguido de un modelo de ecuaciones estructurales estimado mediante WLSMV. El instrumento presentó alta consistencia interna (α = .935) y evidencia favorable de validez convergente y discriminante. La digitalización inteligente mostró una relación estructural positiva y significativa con el desempeño laboral percibido (β = .864, p < .001) y explicó el 74.7 % de su varianza latente (R^2 = .747). Los índices incrementales y residuales respaldaron la representación propuesta, aunque algunos indicadores robustos recomendaron una interpretación cautelosa del ajuste global. Los hallazgos respaldan una comprensión integrada de la digitalización, en la que automatización, cultura organizacional y capacidades humanas de ejecución y adaptación se encuentran estrechamente relacionadas con el desempeño laboral percibido. Debido al diseño transversal, los resultados deben interpretarse como evidencia de asociación y no de causalidad.

Palabras clave: inteligencia artificial, transformación digital, desempeño laboral, cultura organizacional, automatización.

Workplace Performance in the Age of Artificial Intelligence: An Analysis from an Organizational Perspective

ABSTRACT

Artificial intelligence (AI) is reshaping how employees perform, learn, and adapt at work; however, evidence remains limited regarding how AI-enabled digitalization relates to job performance from a perspective that simultaneously considers technological, organizational, and human factors. This study examined the relationship between intelligent digitalization and perceived job performance and evaluated the structure of the SINER-IA index. A quantitative, cross-sectional, non-experimental study was conducted with 224 employees from public and private organizations in northwestern Mexico, specifically in the states of Sinaloa, Sonora, Durango, Chihuahua, Baja California, and Baja California Sur. Of these, 163 participants who reported using intelligent digital tools comprised the analytical sample. SINER-IA consists of 16 indicators organized into four dimensions: intelligent process automation, digital organizational culture, technical task performance, and digital adaptation and learning. The measurement structure was examined through exploratory and confirmatory factor analyses for ordinal indicators, followed by structural equation modeling estimated using WLSMV. The instrument showed high internal consistency (α = .935) and favorable evidence of convergent and discriminant validity. Intelligent digitalization was positively and significantly associated with perceived job performance (β = .864, p < .001), accounting for 74.7% of its latent variance (R^2 = .747). Incremental and residual fit indices supported the proposed representation, although some robust indices suggested a more cautious interpretation of overall model fit. The findings support an integrated view of AI-enabled digitalization in which automation, organizational culture, and employees' technical and adaptive capabilities are closely related to perceived job performance. Given the cross-sectional design, the results should be interpreted as evidence of association rather than causation.

* Doctor en Administración Estratégica, Universidad Autónoma de Sinaloa, Posgrado, Facultad de Contaduría y Administración. 11312041.mascareno@ms.uas.edu.mx
** Doctora en Administración, Tecnológico Nacional de México Campus Instituto Tecnológico de Culiacán, Departamento de Ciencias Económico-Administrativas. flor.sl@culiacan.tecnm.mx
*** Doctora en Ingeniería Industrial, Tecnológico Nacional de México Campus Instituto Tecnológico de Culiacán, Departamento de Ingeniería Industrial. Carmen.lv@culiacan.tecnm.mx
**** Doctor en Ingeniería Industrial, Tecnológico Nacional de México Campus Instituto Tecnológico de Culiacán, Departamento de Ingeniería Industrial. jose.hs@culiacan.tecnm.mx

Keywords: artificial intelligence, digital transformation, job performance, organizational culture, automation.

Introducción

En un mundo donde la tecnología avanza a ritmos exponenciales, el trabajo humano ya no puede entenderse sin la influencia de las herramientas inteligentes que acompañan las decisiones, automatizan tareas y redibujan el rol de quienes sostienen las organizaciones desde adentro. IA que alguna vez fue un horizonte de ciencia ficción, hoy se ha vuelto parte del escritorio cotidiano: desde asistentes que redactan correos hasta algoritmos que sugieren acciones o anticipan riesgos en entornos productivos (Ahmad et al., 2023).

La integración de la IA en los entornos laborales ha generado transformaciones significativas en las prácticas organizacionales y en el desempeño de los empleados. Estudios recientes indican que la adopción de IA puede mejorar la eficiencia y la satisfacción laboral, pero también puede aumentar el estrés y la inseguridad laboral si no se gestiona adecuadamente (Soulami et al., 2024). Además, la implementación efectiva de la IA requiere no solo de avances tecnológicos, sino también de estrategias organizacionales que consideren la cultura empresarial y la preparación de los empleados para adaptarse a estos cambios (Murire, 2024).

Este cambio, sin embargo, no es neutral. La forma en que los trabajadores adoptan estas herramientas, la manera en que las empresas las integran, y, sobre todo, la percepción que las personas tienen sobre su uso abre un debate urgente: ¿la IA está mejorando el desempeño laboral o está erosionando aspectos humanos como la responsabilidad, la ética y el compromiso? La literatura ha comenzado a explorar esta tensión desde múltiples aristas: el impacto en la productividad (Vial, 2019), la transformación cultural (Schein, 2017), la ética de la automatización (Stahl et al., 2022), y el bienestar laboral frente a la digitalización (*World Economic Forum*, 2020; Gallup, 2016).

Existen lagunas en la comprensión de cómo su adopción afecta la cultura organizacional y su desempeño. La mayoría de los estudios se han centrado en los aspectos técnicos de la IA, dejando de lado las implicaciones culturales y humanas de su implementación (Murire, 2024). Además, se necesita una mayor investigación sobre cómo las percepciones individuales de las limitaciones de la IA influyen en su adopción (Übellacker, 2025).

Este estudio tiene el potencial de contribuir a la teoría organizacional al proporcionar una comprensión más profunda de cómo la IA afecta la cultura organizacional y en particular el desempeño laboral, protegiendo al mismo tiempo los derechos de los trabajadores Minotakis (2025). En la práctica organizacional, los resultados pueden guiar a las empresas en la implementación de estrategias que integren la IA de manera que se maximicen los beneficios y se minimicen los riesgos para los empleados.

Se requiere un enfoque que rescate de los trabajadores, que identifique no solo el nivel de adopción tecnológica, sino cómo se relaciona con el rendimiento diario, con la calidad del trabajo, la proactividad o el sentido de pertenencia (Ghaleche, 2023; Sadeghi, 2024). Más aún, es necesario preguntarse qué rol juega la percepción ética del uso de estas tecnologías: ¿Se vive como una forma de "hacer trampa" o como una vía legítima de aprendizaje acelerado?

Por ello, este estudio tiene como objetivo analizar la relación entre la digitalización inteligente basada en IA y el desempeño laboral percibido, así como evaluar la estructura psicométrica del índice SINER-IA en trabajadores que reportan utilizar herramientas digitales inteligentes en su entorno laboral.

Contextualización general del problema

En las últimas décadas la IA ha dejado de ser un concepto restringido a la ciencia ficción o a laboratorios especializados para convertirse en un eje transversal de transformación en sectores productivos, educativos y sociales a nivel global. Organismos multilaterales como la Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura [UNESCO], 2023) han señalado que la IA representa una oportunidad estratégica para acelerar el cumplimiento de objetivos de desarrollo sostenible, especialmente en áreas como la educación, la inclusión digital y el fortalecimiento de capacidades laborales.

El mercado global de IA en educación, por ejemplo, se estimó en más de 6 mil millones de dólares para 2024, impulsado por el crecimiento de tecnologías como asistentes virtuales, plataformas de personalización del aprendizaje y sistemas de evaluación adaptativa (Silva Payró et al., 2025). A pesar de este crecimiento exponencial, persisten desafíos significativos: la adopción desigual entre países del norte y del sur global, la falta de regulaciones éticas claras y la escasa formación del talento humano necesario para una integración responsable.

En el caso de México, el panorama de adopción tecnológica presenta contrastes profundos. Por un lado, existe una infraestructura científica sólida en áreas como redes neuronales, visión por computadora, aprendizaje automático y procesamiento de lenguaje natural; por otro lado, se advierten brechas en la vinculación de estas capacidades con aplicaciones organizacionales concretas (Sued, 2024). El análisis bibliométrico reciente de más de 13 mil publicaciones mexicanas revela un crecimiento sostenido en la investigación en IA, con un aumento relevante en colaboraciones internacionales, aunque con menor producción propia en temas relacionados con ética, transformación laboral y bienestar en el trabajo (Sued, 2024).

Este desfase entre producción científica e implementación efectiva en los ámbitos laborales evidencia una problemática crítica: mientras la IA avanza como eje de innovación, las organizaciones mexicanas aún enfrentan retos estructurales para traducir ese conocimiento en mejoras concretas del desempeño y la productividad. Estudios aplicados al ámbito educativo confirman esta tendencia: existe una alta percepción positiva de la IA como herramienta pedagógica, pero un uso todavía limitado debido a la falta de formación y de integración curricular (Quinde et al., 2024; Silva Payró et al., 2025).

A nivel local, regiones como Sinaloa, que cuentan con fuerte actividad comercial, agroindustrial y turística, presentan condiciones particularmente relevantes para el análisis de la digitalización inteligente. Si bien existen esfuerzos por incorporar tecnologías emergentes en sectores como el comercio minorista o la gestión territorial, todavía se enfrentan obstáculos asociados a la resistencia organizacional, la falta de políticas digitales locales, y la escasa capacitación del personal operativo (Bermeo Almeida et al., 2023).

A esto se suma la realidad de las pequeñas y medianas empresas, que representan el grueso del tejido económico local y nacional, y que suelen carecer de infraestructura tecnológica o estrategias de adopción de la IA (Silva Payró et al., 2025). No obstante, algunas experiencias comienzan a mostrar el potencial transformador de la IA incluso en estos contextos, especialmente cuando se integra con

estrategias de formación digital y cultura organizacional abierta al cambio.
Este panorama evidencia la necesidad urgente de generar investigaciones que no solo midan el nivel de adopción tecnológica, sino que también exploren su impacto en variables humanas clave como el desempeño laboral, la eficiencia y la percepción organizacional. En este sentido, el presente estudio se ubica en la intersección crítica entre tecnología, cultura organizacional y comportamiento humano, buscando ofrecer evidencia empírica sobre la relación entre la digitalización inteligente y el desempeño laboral en contextos reales y subrepresentados en la literatura científica.

Digitalización inteligente basada en IA

Uno de los marcos teóricos fundamentales es el Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM) desarrollado por Davis (1989), el cual establece que la percepción de utilidad y facilidad de uso son factores clave en la adopción de nuevas tecnologías. Este modelo ha sido ampliamente validado en investigaciones que analizan la introducción de IA en entornos laborales, señalando que la actitud hacia estas tecnologías condiciona su implementación efectiva y sus impactos organizacionales (Übellacker, 2025).
De manera complementaria, la Teoría de la Transformación Digital Organizacional propuesta por Vial (2019) plantea que la digitalización no debe concebirse como un fenómeno meramente técnico, sino como un proceso complejo que implica reconfiguraciones estructurales, culturales y estratégicas dentro de la organización. Desde esta perspectiva, la adopción de IA representa una transformación sistémica que redefine tanto los flujos de trabajo como las dinámicas de poder y participación en la toma de decisiones.
Por otra parte, el componente ético cobra relevancia a través de las recomendaciones del H*igh-Level Expert Group on Artificial Intelligence* (2019) que subraya la importancia de una IA confiable, transparente y centrada en el ser humano. Estos lineamientos éticos son cruciales para comprender cómo las organizaciones deben articular marcos de responsabilidad y rendición de cuentas en el uso de algoritmos para decisiones que afectan directamente a las personas trabajadoras (Minotakis, 2025).

Desempeño laboral

En el desempeño laboral se adopta el modelo multidimensional propuesto por Campbell et al. (1990), quien lo define como un conjunto de conductas observables que contribuyen al logro de los objetivos organizacionales. Este modelo distingue entre competencias declarativas, procedimentales y motivacionales, facilitando el análisis del rendimiento como fenómeno complejo y situado.
Asimismo, se incorpora la perspectiva del desempeño contextual, desarrollada por Borman y Motowidlo (1997), quienes argumentan que, más allá del cumplimiento técnico de las tareas, el rendimiento laboral también incluye comportamientos como la cooperación, la lealtad organizacional y la proactividad. Esta ampliación es esencial para entender los efectos indirectos que puede tener la IA sobre dimensiones relacionales del trabajo.
Se integra el modelo de comportamiento adaptativo de Pulakos et al. (2000), que enfatiza la capacidad de los individuos para ajustarse a cambios tecnológicos, organizativos y sociales en el entorno laboral. Esta teoría resulta particularmente relevante en el contexto de la digitalización inteligente, donde el éxito organizacional depende en gran medida de la flexibilidad, resiliencia y capacidad de aprendizaje continuo de los empleados.

Estado del arte sobre la digitalización inteligente y el desempeño laboral

La integración de la IA en entornos laborales ha sido objeto de atención en lo que respecta a su impacto en el desempeño laboral y la transformación organizacional. Diversos estudios han abordado esta temática desde múltiples perspectivas, revelando tanto beneficios como desafíos asociados a la adopción de tecnologías basadas en IA.
Por un lado, investigaciones han destacado que la implementación de IA puede mejorar la eficiencia operativa y la toma de decisiones en las organizaciones. Un estudio de García y Gutiérrez (2023), sugiere que la adopción de IA en el lugar de trabajo puede conducir a una mayor satisfacción de los empleados y una mejor integración entre la vida laboral y personal, lo que, a su vez, mejora la productividad general.
Sin embargo, otros estudios han señalado que la adopción de IA no siempre se traduce en mejoras significativas en la productividad o en la reducción de la carga laboral. Una investigación reciente realizada por Humlum y Vestergaard (2025), en Dinamarca encontró que la implementación de IA en diversas empresas no tuvo un impacto significativo en la productividad, los salarios o las horas de trabajo de los empleados.
Además, la literatura resalta la importancia de equilibrar la agilidad tecnológica con la estabilidad en el lugar de trabajo. Según Flouch (2025), mientras que las organizaciones buscan adaptarse rápidamente a los cambios impulsados por la IA, los empleados valoran la estabilidad y la claridad en sus roles. Este equilibrio es esencial para garantizar una adopción exitosa de la IA sin comprometer el bienestar del personal.
En cuanto a la percepción de los empleados sobre la IA, estudios como el de Soulami et al., (2024), han explorado cómo la adopción de IA en el lugar de trabajo afecta el bienestar de los empleados, destacando que, si bien la IA puede liberar a los empleados de tareas monótonas, también puede generar preocupaciones relacionadas con la seguridad laboral y la privacidad.
Es importante señalar que la implementación de IA en las organizaciones requiere una estrategia integral que considere no solo los aspectos tecnológicos, sino también los humanos y éticos. La transparencia en los sistemas de IA y la participación de los empleados en el proceso de adopción son factores clave para el éxito de estas iniciativas.
El Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM) propuesto por Davis (1989), establece que la percepción de utilidad y facilidad de uso son predictores clave en la adopción de tecnologías por parte de los usuarios. Esta lógica ha sido retomada por investigaciones recientes que analizan el papel de la IA en el entorno laboral, señalando que la aceptación de estas herramientas se relaciona con el grado en que los trabajadores las perciben como instrumentos que facilitan su labor y no como amenazas (Übellacker, 2025). Este punto se ve reforzado por los hallazgos de Soulami et al. (2024), quienes muestran que la IA puede mejorar el desempeño si se integra éticamente y con participación activa del personal.
El enfoque de transformación digital organizacional de Vial (2019), aporta una visión sistémica que complementa esta perspectiva individual. Desde su marco, la adopción de tecnologías inteligentes no puede analizarse de manera aislada, sino como parte de una estrategia que involucra estructuras, procesos y cultura organizacional. Por ello, este estudio incluye como dimensión clave la cultura

organizacional digital, entendida como el entorno interno que favorece o limita la apropiación efectiva de tecnologías basadas en IA (Silva Payró et al., 2025; Sued, 2024).

En cuanto a la variable dependiente, el modelo de desempeño laboral de Campbell et al. (1990), y las contribuciones de Borman y Motowidlo (1997), permiten ampliar la comprensión del rendimiento más allá del cumplimiento técnico de tareas, integrando elementos como la proactividad, la adaptabilidad y el aprendizaje continuo. La dimensión de adaptación y aprendizaje digital, incorporada en esta propuesta, responde directamente a esta necesidad de renovación constante en un entorno laboral cada vez más automatizado (Nguyen et al., 2021; Pulakos et al., 2000a).

El modelo también se fundamenta en las directrices éticas para una IA fiable de *High-Level Expert Group on Artificial Intelligence* (2019) que subrayan la importancia de la transparencia, la justicia y la supervisión humana en toda implementación de IA. Incorporar la percepción de los trabajadores sobre la ética del uso de estas herramientas fortalece la validez de los datos recolectados, y reconoce que la eficacia de la IA depende en gran medida de la legitimidad que se le atribuye dentro de la organización Minotakis, 2025).

Esta investigación propone una comprensión más allá de la relación mecánica entre tecnología y productividad, sino entenderla en el contexto organizacional actual como un elemento clave para la efectividad de la digitalización. Se fundamentarla en el entrelazamiento teórico entre los modelos clásicos y contemporáneos de adopción tecnológica, transformación organizacional y desempeño laboral.

Estructura teórica del modelo SINER-IA: variables, dimensiones y relaciones conceptuales

El presente estudio se sustenta en dos variables centrales: la digitalización inteligente basada en IA, como variable independiente, y el desempeño laboral, como variable dependiente. Ambas se han definido operativamente a partir de referentes teóricos actuales, estructurándose en dimensiones específicas que permiten su medición empírica. Este enfoque busca capturar no solo la presencia de tecnologías emergentes en el entorno laboral, sino su impacto percibido por parte de los trabajadores, considerando factores técnicos, organizacionales y humanos (Murire, 2024).

La digitalización inteligente basada en IA se conceptualiza como el grado en que una organización integra herramientas de IA en sus procesos de trabajo, automatizando tareas, asistiendo en la toma de decisiones y favoreciendo entornos tecnológicamente habilitados. Esta variable incorpora tanto la percepción de eficiencia y utilidad como el entorno formativo, ético y cultural que condiciona su adopción.

El Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM) plantea que la facilidad de uso y la utilidad percibida son determinantes clave en la adopción de tecnologías, lo cual ha sido validado en contextos de transformación digital organizacional (Davis, 1989; Übellacker, 2025). Asimismo, Vial (2019) propone que la transformación digital implica cambios estructurales y culturales profundos en la organización, mientras que el *High-Level Expert Group on Artificial Intelligence (2019)*, enfatiza la necesidad de que toda adopción tecnológica esté acompañada de principios éticos como transparencia, justicia y supervisión humana.

La variable de transformación digital inteligente se divide en dos dimensiones operativas. La primera, automatización inteligente de procesos, evalúa el grado en que las tecnologías de IA sustituyen o simplifican tareas repetitivas, permitiendo que el trabajador se concentre en actividades de mayor valor. Ha sido abordada por estudios recientes que muestran cómo estas tecnologías impactan la eficiencia y la carga de trabajo (Soulami et al., 2024).

La segunda dimensión, cultura organizacional digital, se refiere a la percepción del ambiente institucional respecto al uso de tecnologías inteligentes, considerando el acceso a capacitación, la apertura al cambio y la disposición del equipo para colaborar con herramientas digitales. Investigaciones como las de Silva Payró et al. (2025) y Sued (2024) evidencian que estos factores influyen significativamente en la apropiación y uso efectivo de tecnologías emergentes en entornos laborales.

El desempeño laboral se define como el conjunto de conductas observables que contribuyen al cumplimiento de los objetivos organizacionales, considera tanto la ejecución técnica de tareas como la capacidad de adaptación. Esta conceptualización integra perspectivas clásicas y actuales, como el modelo de Campbell et al. (1990), que destaca las competencias declarativas, procedimentales y motivacionales, así como los aportes de Borman y Motowidlo (1997), quienes amplían el análisis al desempeño contextual. Además, se incorpora el enfoque de Pulakos et al. (2000), que subraya la importancia de la adaptabilidad en contextos de cambio acelerado, como el que caracteriza a la era digital.

La variable de desempeño laboral se divide en dos dimensiones. La primera, ejecución técnica del trabajo, incluye la percepción de calidad, precisión y productividad en la realización de tareas ante la integración de nuevas herramientas digitales. Estudios recientes han vinculado la integración tecnológica con mejoras en productividad, pero también con la necesidad de redefinir habilidades y métricas de rendimiento (Soulami et al., 2024).

La segunda dimensión para medir el desempeño laboral, adaptación y aprendizaje digital, hace referencia a la capacidad de ajustarse al uso de nuevas tecnologías, aprender de forma autónoma, mantenerse actualizado y proponer mejoras mediante herramientas inteligentes. Investigaciones sobre IA y entornos laborales destacan el rol de la alfabetización digital y la disposición al cambio como determinantes del éxito organizacional (Nguyen et al., 2021).

Desde una perspectiva integradora, Desde una perspectiva integradora, se plantea una relación positiva entre la digitalización inteligente y el desempeño laboral. Esta relación se sustenta en una lógica teórica que combina la aceptación tecnológica (TAM), la transformación cultural organizacional y los marcos éticos de gobernanza de la IA. Cuando los trabajadores sienten que las herramientas digitales les permiten ahorrar tiempo, tomar decisiones informadas y mejorar sus capacidades sin comprometer su autonomía o derechos, se fortalece su compromiso y rendimiento (*High-Level Expert Group on Artificial Intelligence*, 2019). Lo anterior da lugar a la siguiente hipótesis de investigación: Existe una relación positiva y significativa entre la adopción de herramientas de digitalización inteligente basadas en IA y el desempeño laboral de los trabajadores.

Metodología

Diseño de la investigación

Se realizó un estudio con enfoque cuantitativo, de corte transversal y diseño no experimental, orientado a examinar la relación entre la digitalización inteligente basada en inteligencia artificial (IA) y el desempeño laboral percibido. Debido al carácter observacional y transversal de la investigación, las relaciones estimadas se interpretaron en términos de asociación entre constructos y no como

evidencia de causalidad temporal.

El modelo teórico SINER-IA se estructuró a partir de dos dominios centrales. El primero, Digitalización Inteligente, integra las dimensiones Automatización inteligente de procesos y Cultura organizacional digital. El segundo, Desempeño Laboral percibido, comprende Ejecución técnica del trabajo y Adaptación y aprendizaje digital. Esta organización permitió analizar de manera conjunta componentes tecnológicos, organizacionales y humanos asociados con la incorporación de herramientas inteligentes al entorno de trabajo.

La población de interés estuvo constituida por personas laboralmente activas vinculadas con organizaciones públicas y privadas de la región noroeste de México, específicamente de los estados de Sinaloa, Sonora, Durango, Chihuahua, Baja California y Baja California Sur.

Se empleó un muestreo no probabilístico por conveniencia mediante una estrategia de reclutamiento digital multicanal. La invitación para participar se difundió durante el segundo trimestre de 2025 a través de canales digitales de alcance profesional, organizacional y personal, entre ellos correo electrónico, redes de contacto profesional, redes sociales y espacios digitales asociados con actividades académicas y empresariales.

La estrategia de difusión estuvo dirigida a personas laboralmente activas dentro del ámbito geográfico definido para el estudio. Su utilización permitió acceder a trabajadores procedentes de distintos tipos de organizaciones y sectores en ausencia de un marco muestral único que hiciera viable una selección probabilística. En consecuencia, la muestra no se planteó como estadísticamente representativa de la totalidad de trabajadores de la región, sino como una muestra heterogénea adecuada para examinar empíricamente las relaciones contempladas en el modelo.

Los criterios de inclusión fueron: a) encontrarse laboralmente activo al momento de responder el cuestionario; b) estar vinculado con una organización ubicada en alguno de los estados considerados en el estudio; y c) completar las preguntas iniciales de caracterización y elegibilidad. La participación fue voluntaria, anónima y confidencial.

Durante el periodo de levantamiento se obtuvieron 224 respuestas válidas procedentes de 89 organizaciones pertenecientes a sectores como comercio, servicios, industria, educación y administración pública. El tamaño de la muestra inicial correspondió al total de respuestas que cumplieron los criterios establecidos durante el periodo de recolección. Debido al carácter no probabilístico del muestreo y a la inexistencia de un marco poblacional exhaustivo, no se utilizó una fórmula de estimación basada en representatividad probabilística.

Para responder los 16 indicadores del índice SINER-IA se estableció un criterio adicional de elegibilidad: reportar utilización de herramientas digitales inteligentes o basadas en IA en el entorno laboral. De las 224 respuestas iniciales, 163 participantes (72.77 %) cumplieron este criterio y completaron la totalidad del instrumento.

Los 61 participantes que reportaron no utilizar este tipo de herramientas no respondieron los 16 indicadores debido a la lógica de ramificación incorporada en el cuestionario. En consecuencia, estas respuestas no se consideraron datos faltantes aleatorios, sino observaciones no aplicables derivadas del criterio de elegibilidad. Los análisis psicométricos, factoriales y estructurales se realizaron, por tanto, sobre una muestra analítica de n = 163.

Instrumento

La información se recopiló mediante el índice SINER-IA, un cuestionario autoadministrado en formato digital compuesto por 16 indicadores evaluados mediante una escala Likert de cinco puntos.

El instrumento operacionaliza los dominios Digitalización Inteligente y Desempeño Laboral percibido mediante cuatro dimensiones. Su construcción conceptual integra perspectivas sobre aceptación tecnológica (Davis, 1989), transformación digital organizacional (Vial, 2019), desempeño laboral (Campbell, 1990) y desempeño adaptativo (Pulakos et al., 2000). La estructura dimensional y distribución de indicadores se presentan en la Tabla 1.

Tabla 1

Alfa de Cronbach por dimensión y total del instrumento "índice SINER-IA"

Dimensión	Variable	Ítems incluidos	Alfa de Cronbach
Automatización inteligente de procesos	Digitalización Inteligente basada en IA	IT-1, IT-2, IT-3, IT-4[1]	0.859
Cultura organizacional digital	Digitalización Inteligente basada en IA	IT-5, IT-6, IT-7, IT-8[2]	0.869
Ejecución técnica del trabajo	Desempeño laboral	IT-9, IT-10, IT-11, IT-12[3]	0.888

[1] *Automatización inteligente de procesos ítems*

IT1: "En mi trabajo utilizo herramientas digitales que automatizan tareas rutinarias."

IT2: "Gracias a ciertos sistemas, algunas actividades que antes hacía manualmente ahora se hacen solas."

IT3: "Uso tecnología que me ayuda a analizar datos o anticipar resultados."

IT4: "Estas herramientas digitales me permiten ahorrar tiempo y concentrarme en tareas más importantes."

[2] *Cultura organizacional digital ítems*

IT5: "En mi empresa se promueve el uso de tecnologías que facilitan el trabajo."

IT6: "Me han ofrecido orientación o capacitación para usar herramientas digitales inteligentes."

IT7: "Siento que el ambiente laboral favorece la adaptación a nuevas tecnologías."

IT8: "Las personas con las que trabajo están abiertas a usar herramientas basadas en inteligencia artificial."

[3] *Ejecución técnica del trabajo ítems*

IT9: "Cumplo eficazmente con mis tareas, incluso cuando cambian las herramientas o procesos."

IT10: "Mantengo la calidad de mi trabajo, aunque se integren nuevas tecnologías."

IT11: "Utilizo los recursos digitales para trabajar con mayor precisión."

IT12: "Mi productividad mejora cuando empleo tecnologías que automatizan procesos."

Dimensión	Variable	Ítems incluidos	Alfa de Cronbach
Adaptación y aprendizaje digital	Desempeño laboral	IT-13, IT-14, IT-15, IT-16[4]	0.908
Instrumento completo (16 ítems)	Digitalización Inteligente basada en IA y Desempeño Laboral	IT-1 al IT-16	0.935

Fuente: elaboración propia con datos de la muestra analítica del estudio (n = 163).

Procedimiento de recolección

El cuestionario permaneció disponible en formato digital durante el segundo trimestre de 2025. Las personas participantes accedieron voluntariamente mediante los diferentes canales de reclutamiento y respondieron inicialmente preguntas de caracterización laboral y utilización de herramientas digitales inteligentes.

El formulario incorporó una lógica de ramificación para asegurar que los indicadores del SINER-IA fueran respondidos únicamente por participantes con experiencia directa en el fenómeno estudiado. Quienes reportaron utilizar herramientas digitales inteligentes o basadas en IA continuaron con los 16 indicadores; quienes indicaron no utilizarlas finalizaron el cuestionario sin responder esa sección. Esta decisión permitió evitar que personas sin exposición laboral a herramientas inteligentes emitieran valoraciones hipotéticas sobre sus consecuencias en el trabajo. Antes del análisis se revisaron los registros para verificar el cumplimiento de los criterios establecidos y la integridad de la información. Los 163 participantes que constituyeron la muestra analítica presentaron información completa en los 16 indicadores del SINER-IA.

Los análisis se realizaron en R, empleando principalmente los paquetes psych, lavaan y semTools. Debido a que los 16 indicadores fueron medidos mediante una escala Likert de cinco categorías, los procedimientos factoriales se seleccionaron considerando su naturaleza ordinal.

Inicialmente se calcularon estadísticos descriptivos de las dimensiones y coeficientes alfa de Cronbach para examinar la consistencia interna. Asimismo, se calcularon correlaciones entre las puntuaciones dimensionales como análisis preliminar de las relaciones contempladas en el modelo.

Posteriormente se efectuó un análisis factorial exploratorio (AFE) empleando una matriz de correlaciones policóricas. La adecuación de los datos se examinó mediante el índice Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) y la prueba de esfericidad de Bartlett. El número de factores se determinó mediante análisis paralelo con 500 iteraciones, y la solución factorial se estimó mediante mínimos residuos (MINRES) con rotación oblicua Oblimin, permitiendo correlaciones entre los factores.

En una segunda etapa se realizó un análisis factorial confirmatorio (AFC) para evaluar la estructura teórica de cuatro factores de primer orden. Debido a la naturaleza ordinal de los indicadores, el modelo se estimó mediante Weighted Least Squares Mean and Variance Adjusted (WLSMV) con parametrización theta.

El ajuste del modelo confirmatorio se evaluó de manera conjunta mediante el estadístico χ^2, el Comparative Fit Index (CFI), el Tucker-Lewis Index (TLI), el Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) y el Standardized Root Mean Square Residual (SRMR). La interpretación del ajuste se realizó considerando simultáneamente los diferentes indicadores y evitando sustentar la aceptación o rechazo de la estructura en un único estadístico.

La evaluación de la fiabilidad se complementó mediante confiabilidad compuesta (CR) y varianza media extraída (AVE). La evidencia de validez discriminante se examinó mediante la razón heterotrait-monotrait (HTMT), utilizando .85 como criterio conservador de referencia.

La especificación confirmatoria incluyó una covarianza residual entre IT13 e IT14, pertenecientes a la dimensión Adaptación y aprendizaje digital, debido a su proximidad conceptual y a la evidencia estadística obtenida. Esta relación se incorporó con sustento conceptual y no se añadieron trayectorias adicionales con la finalidad exclusiva de optimizar los índices de ajuste.

Se estimó un modelo de ecuaciones estructurales (SEM) jerárquico mediante WLSMV. Digitalización Inteligente se especificó como un constructo de segundo orden representado por Automatización inteligente de procesos y Cultura organizacional digital. Desempeño Laboral se especificó como un segundo constructo de orden superior representado por Ejecución técnica del trabajo y Adaptación y aprendizaje digital.

La hipótesis de investigación se contrastó mediante la trayectoria estructural entre Digitalización Inteligente y Desempeño Laboral. Debido a que cada factor de segundo orden estuvo representado por dos factores de primer orden, la identificación se estableció mediante la fijación a 1 de las cargas factoriales no estandarizadas de segundo orden. Para la interpretación sustantiva se utilizaron los coeficientes completamente estandarizados y la proporción de varianza explicada (R^2).

Se adoptó un nivel de significancia estadística de $\alpha = .05$. La interpretación de los resultados consideró conjuntamente la magnitud de las estimaciones, su precisión, las propiedades psicométricas del instrumento y los índices de ajuste global, evitando depender exclusivamente de la significancia estadística.

Resultados

De las 224 respuestas correspondientes al periodo de estudio, 163 participantes (72.77 %) cumplieron el criterio de uso de herramientas digitales inteligentes establecido para la aplicación del índice SINER-IA y completaron sus 16 reactivos. En consecuencia, los análisis psicométricos y multivariantes se realizaron sobre esta muestra analítica (*n* = 163).

[4] *Adaptación y aprendizaje digital ítems*
IT13: "Me adapto con facilidad al uso de nuevas herramientas tecnológicas."
IT14: "Aprendo rápidamente a utilizar funciones digitales que mejoran mi trabajo."
IT15: "Me mantengo actualizado sobre las tecnologías que afectan mi área laboral."
IT16: "Propongo formas de mejorar procesos mediante el uso de herramientas inteligentes."

Las puntuaciones de las cuatro dimensiones se concentraron en niveles medios-altos de la escala. Ejecución técnica del trabajo presentó la media más elevada (*M* = 4.33, *DE* = .83), seguida de Adaptación y aprendizaje digital (*M* = 4.24, *DE* = .83), Automatización inteligente de procesos (*M* = 3.81, *DE* = .97) y Cultura organizacional digital (*M* = 3.75, *DE* = 1.05) como se observa en la tabla 2.

La consistencia interna fue elevada tanto a nivel dimensional como global. Los coeficientes alfa de Cronbach oscilaron entre .859 y .908, mientras que el conjunto de los 16 reactivos alcanzó α = .935. La eliminación individual de reactivos no produjo incrementos sustantivos de la consistencia interna global, por lo que no se identificó evidencia psicométrica que justificara excluir indicadores con base en este criterio.

Tabla 2

Estadísticos descriptivos y consistencia interna de las dimensiones del índice SINER-IA

Dimensión	*n*	*M*	*DE*	Asimetría	Curtosis	α
Automatización inteligente de procesos	163	3.81	.97	−.63	−.30	.859
Cultura organizacional digital	163	3.75	1.05	−.36	−.87	.869
Ejecución técnica del trabajo	163	4.33	.83	−1.55	2.72	.888
Adaptación y aprendizaje digital	163	4.24	.83	−1.24	1.45	.908

Nota. Las puntuaciones dimensionales corresponden al promedio de los reactivos que integran cada dimensión. La consistencia interna del índice completo fue α = .935. *M* = media; *DE* = desviación estándar; α = alfa de Cronbach. Fuente: elaboración propia con datos del estudio.

Relaciones entre las dimensiones

Podemos observar en la figura 1 las cuatro dimensiones presentaron correlaciones positivas y estadísticamente significativas ($p < .001$). La relación de mayor magnitud se observó entre Ejecución técnica del trabajo y Adaptación y aprendizaje digital ($r = .710$), seguida de la asociación entre Automatización inteligente de procesos y Cultura organizacional digital ($r = .644$).

Automatización se relacionó con Ejecución técnica ($r = .565$) y Adaptación digital ($r = .528$), mientras que Cultura digital presentó asociaciones de magnitud semejante con Ejecución técnica ($r = .570$) y Adaptación digital ($r = .566$).

Al integrar las puntuaciones observadas correspondientes a los dos dominios generales del modelo, Digitalización Inteligente presentó una relación positiva y estadísticamente significativa con Desempeño Laboral, $r = .665$, IC 95 % [.570, .743], $p < .001$. Este resultado proporcionó evidencia bivariada preliminar congruente con la dirección planteada en la hipótesis, posteriormente contrastada a nivel latente mediante el modelo de ecuaciones estructurales.

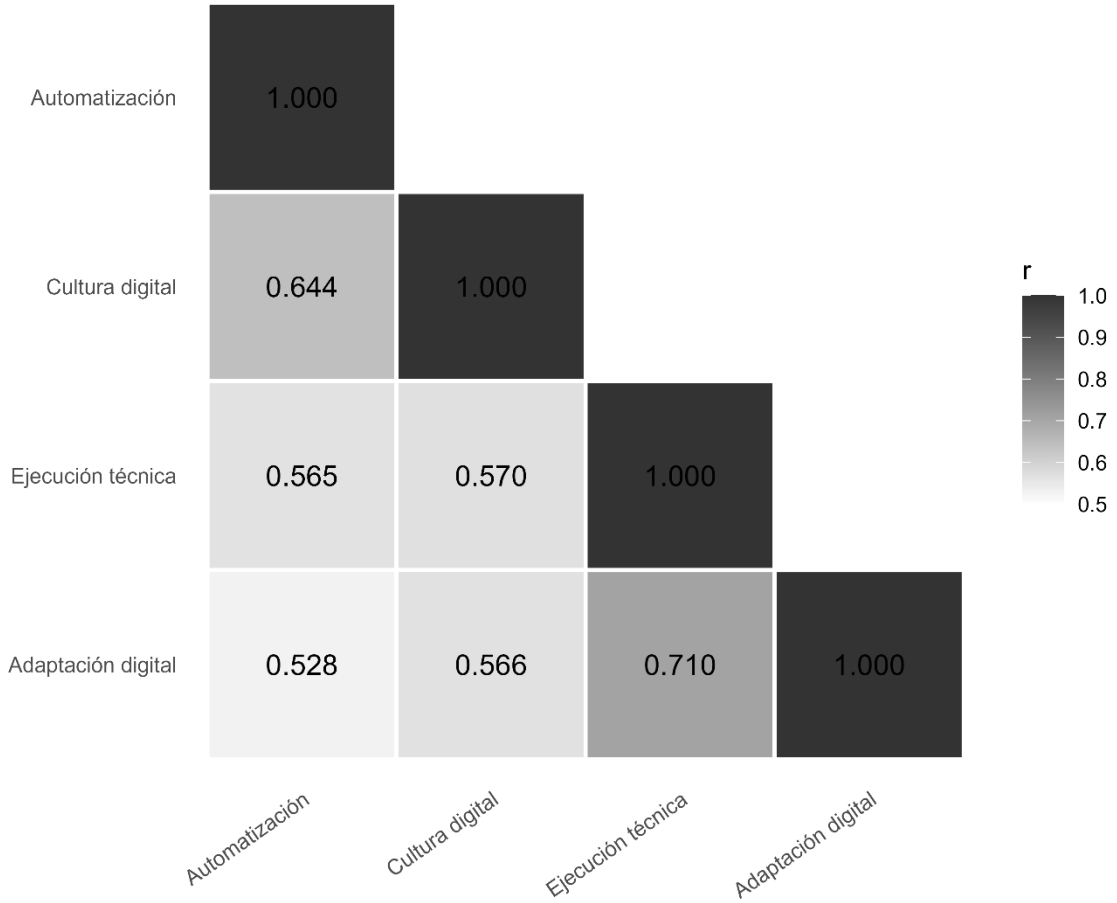

Figura 1

Correlaciones entre las dimensiones del índice SINER-IA

Nota. Se presentan coeficientes de correlación de Pearson calculados a partir de las puntuaciones promedio de las dimensiones. Todas las asociaciones fueron estadísticamente significativas, $p < .001$. Fuente: elaboración propia con datos del estudio ($n = 163$).

Estructura factorial exploratoria

Dada la naturaleza ordinal de los indicadores, la dimensionalidad del índice se examinó mediante una matriz de correlaciones policóricas. La adecuación muestral fue elevada, con un índice Kaiser-Meyer-Olkin de .904 y valores individuales de adecuación entre .84 y .95. La prueba de esfericidad de Bartlett resultó estadísticamente significativa, $\chi^2(120) = 2673.77$, $p < .001$, confirmando la pertinencia de someter la matriz de correlaciones a análisis factorial.

El análisis paralelo con 500 iteraciones indicó la retención de cuatro factores. En concordancia con esta solución, se efectuó un análisis factorial exploratorio mediante mínimos residuos (MINRES) y rotación oblicua Oblimin. Las correlaciones entre factores oscilaron entre .508 y .708, respaldando empíricamente el tratamiento de las dimensiones como constructos relacionados.

La matriz patrón mostró una correspondencia definida entre la estructura empírica y la organización teórica del instrumento. Quince de los 16 indicadores presentaron cargas principales superiores a .50. IT12 presentó una carga principal de .418 y una carga secundaria de .310; no obstante, mostró una comunalidad de .723 y posteriormente evidenció un comportamiento satisfactorio dentro de la estructura confirmatoria, por lo que se mantuvo en el modelo observado en la tabla 3.

Las comunalidades oscilaron entre .605 y .919. En conjunto, el análisis paralelo, la correspondencia de las cargas y las comunalidades proporcionaron evidencia favorable para una estructura multidimensional de cuatro factores.

Tabla 3

Matriz patrón del análisis factorial exploratorio del índice SINER-IA

Ítem	Automatización	Cultura digital	Ejecución técnica	Adaptación digital	h^2
IT1	**.529**	.240	.060	.060	.613
IT2	**.739**	.100	−.060	.000	.605
IT3	**.948**	−.050	−.050	.050	.848
IT4	**.726**	.030	.230	.000	.801
IT5	.160	**.655**	.250	−.080	.773
IT6	.130	**.814**	−.140	.020	.701
IT7	−.040	**.817**	.030	.130	.795
IT8	−.020	**.680**	.180	.050	.665
IT9	−.010	.030	**.824**	.070	.782
IT10	−.020	.000	**.824**	.140	.845
IT11	.090	.050	**.884**	−.050	.851
IT12	.200	.070	**.418**	.310	.723
IT13	.060	−.010	.080	**.842**	.870
IT14	.020	−.080	−.020	**1.004**	.919
IT15	.000	.180	.050	**.747**	.804
IT16	−.020	.180	.030	**.714**	.715

Nota. Análisis realizado sobre una matriz de correlaciones policóricas mediante extracción MINRES y rotación Oblimin. Se destacan en negritas las cargas principales. h^2 = comunalidad. En una solución oblicua, los coeficientes de la matriz patrón representan coeficientes parciales y deben interpretarse conjuntamente con las correlaciones interfactoriales. Para IT14, la comunalidad fue .919 y la unicidad se mantuvo positiva ($u^2 = .081$), sin evidencia de una solución factorial impropia. Fuente: elaboración propia con datos del estudio ($n = 163$).

El RMSR de la solución fue .017. En contraste, el RMSEA = .132 y el TLI = .864 mostraron un comportamiento menos favorable. Por esta razón, los resultados del análisis exploratorio se consideraron principalmente como evidencia de dimensionalidad y patrón de cargas, mientras que la evaluación estricta del ajuste de la estructura teórica se realizó mediante análisis factorial confirmatorio.

Análisis factorial confirmatorio

La estructura de cuatro factores se evaluó posteriormente mediante análisis factorial confirmatorio para indicadores ordinales utilizando estimación WLSMV y parametrización theta. La especificación confirmatoria incluyó la covarianza residual entre IT13 e IT14, consistente con la proximidad conceptual de ambos indicadores dentro de la dimensión Adaptación y aprendizaje digital.

El modelo observado en la tabla 4 presentó χ^2 escalado (97) = 175.19, $p < .001$, CFI = .986, TLI = .982, RMSEA = .071 y SRMR = .046. Los índices robustos fueron más conservadores, con CFI = .930, TLI = .913 y RMSEA = .110.

Los índices incrementales CFI y TLI, junto con el SRMR, respaldaron la estructura factorial propuesta. El RMSEA robusto presentó un valor superior a los criterios convencionalmente recomendados, por lo que el ajuste global se interpretó de manera conjunta y no a partir de un único indicador.

No se identificaron cargas factoriales estandarizadas superiores a la unidad ni varianzas residuales negativas. La covarianza residual estandarizada entre IT13 e IT14 fue positiva y estadísticamente significativa ($r_{res} = .654$, $z = 8.64$, $p < .001$).

Tabla 4
Índices de ajuste del modelo factorial confirmatorio

Índice	Valor
χ^2 escalado	175.190
gl	97
CFI escalado	.986
TLI escalado	.982
RMSEA escalado	.071
SRMR	.046
CFI robusto	.930
TLI robusto	.913
RMSEA robusto	.110

Nota. Modelo estimado mediante WLSMV para indicadores ordinales. La especificación incluye la covarianza residual IT13 ~~ IT14. Fuente: elaboración propia con datos del estudio.

Fiabilidad compuesta y evidencias de validez

La evaluación del modelo de medición mostró niveles elevados de fiabilidad compuesta y validez convergente. Los coeficientes de confiabilidad compuesta oscilaron entre .870 y .920, mientras que la varianza media extraída se situó entre .736 y .800 observado en la tabla 5.

En Automatización inteligente de procesos se obtuvo CR = .879 y AVE = .761; Cultura organizacional digital presentó CR = .870 y AVE = .736; Ejecución técnica del trabajo alcanzó CR = .920 y AVE = .798; y Adaptación y aprendizaje digital obtuvo CR = .885 y AVE = .800.

Tabla 5
Fiabilidad compuesta y validez convergente de las dimensiones del índice SINER-IA

Dimensión	CR	AVE
Automatización inteligente de procesos	.879	.761
Cultura organizacional digital	.870	.736
Ejecución técnica del trabajo	.920	.798
Adaptación y aprendizaje digital	.885	.800

Nota. CR = confiabilidad compuesta; AVE = varianza media extraída. Las estimaciones corresponden al modelo confirmatorio para indicadores ordinales. Fuente: elaboración propia con datos del estudio.

La validez discriminante que se muestra en la tabla 6 se examinó mediante la razón *heterotrait-monotrait* (HTMT). Los coeficientes oscilaron entre .631 y .825 y ninguno superó el criterio conservador de .85. La asociación más elevada correspondió a Ejecución técnica y Adaptación digital (HTMT = .825), seguida de Automatización y Cultura digital (HTMT = .779).

Tabla 6
Matriz HTMT de las dimensiones del índice SINER-IA

	Automatización	Cultura digital	Ejecución técnica	Adaptación digital
Automatización	—	.779	.692	.631
Cultura digital	.779	—	.718	.687
Ejecución técnica	.692	.718	—	**.825**
Adaptación digital	.631	.687	.825	—

Nota. HTMT = *heterotrait-monotrait ratio*. Los coeficientes se estimaron a partir de la matriz de correlaciones policóricas. Fuente: elaboración propia con datos del estudio.

En conjunto, los resultados de confiabilidad compuesta, varianza media extraída y HTMT proporcionaron evidencia favorable de validez convergente y discriminante de las cuatro dimensiones.

Modelo estructural y contraste de la hipótesis

Una vez establecida la estructura de medición, se estimó el modelo estructural jerárquico mediante WLSMV. Las cargas estandarizadas de segundo orden fueron elevadas y estadísticamente significativas. Digitalización Inteligente presentó cargas de λ = .851 sobre Automatización inteligente de procesos y λ = .910 sobre Cultura organizacional digital. Por su parte, Desempeño Laboral mostró cargas de λ = .937 sobre Ejecución técnica del trabajo y λ = .886 sobre Adaptación y aprendizaje digital (p < .001 en todos los casos).

El contraste de la hipótesis central mostró una relación estructural positiva y de elevada magnitud entre Digitalización Inteligente y Desempeño Laboral, β = .864, *EE* = .034, z = 25.30, p < .001. Asimismo, Digitalización Inteligente explicó el 74.7 % de la varianza

latente de Desempeño Laboral (R^2 = .747) véase la tabla 7.

Tabla 7

Parámetros principales del modelo estructural SINER-IA

Relación	Coeficiente estandarizado	*EE*	*z*	*p*
Digitalización Inteligente → Automatización	.851	.035	24.17	< .001
Digitalización Inteligente → Cultura digital	.910	.029	31.09	< .001
Desempeño Laboral → Ejecución técnica	.937	.031	29.82	< .001
Desempeño Laboral → Adaptación digital	.886	.033	26.73	< .001
Digitalización Inteligente → Desempeño Laboral	.864	.034	25.30	< .001

Nota. Los cuatro primeros coeficientes corresponden a cargas factoriales estandarizadas de segundo orden (λ); el último representa el coeficiente estructural estandarizado (β). La varianza explicada de Desempeño Laboral fue R^2 = .747. Fuente: elaboración propia mediante SEM-WLSMV.

El modelo estructural mostrado en la figura 2 presentó χ^2 escalado (100) = 168.52, p < .001, CFI = .988, TLI = .985, RMSEA = .065, IC 90 % [.048, .082], y SRMR = .048. Los índices robustos mostraron CFI = .926, TLI = .911 y RMSEA = .112, IC 90 % [.089, .135].

Los índices incrementales y residuales ofrecieron evidencia favorable para la representación estructural planteada, mientras que el RMSEA robusto reflejó una valoración más conservadora del ajuste global. No se observaron cargas estandarizadas superiores a la unidad ni varianzas residuales negativas.

La covarianza residual entre IT13 e IT14 permaneció positiva y estadísticamente significativa ($r$res = .665, IC 95 % [.533, .798], p < .001).

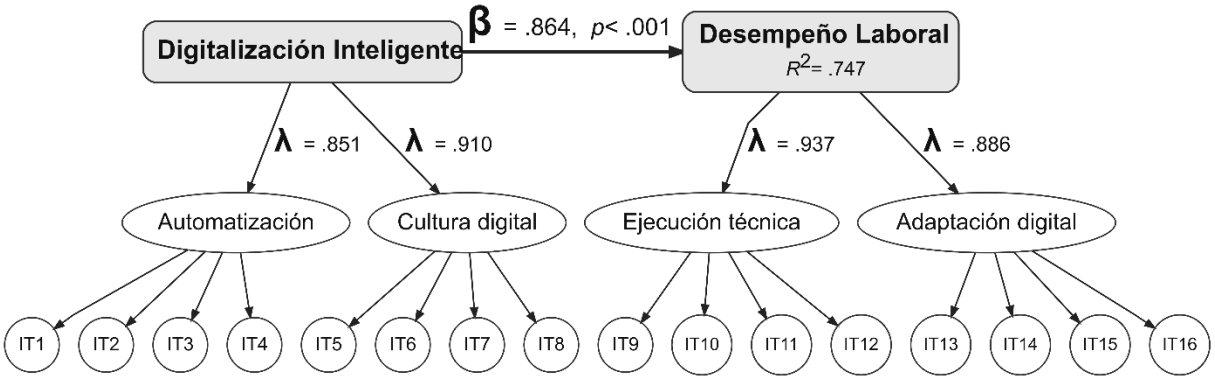

Figura 2

Modelo estructural jerárquico SINER-IA

Nota. Se muestran coeficientes completamente estandarizados. Digitalización Inteligente presentó cargas de λ = .851 sobre Automatización y λ = .910 sobre Cultura digital; Desempeño Laboral presentó cargas de λ = .937 sobre Ejecución técnica y λ = .886 sobre Adaptación digital. La trayectoria estructural entre Digitalización Inteligente y Desempeño Laboral fue β = .864, p < .001, con R^2 = .747 para Desempeño Laboral. Fuente: elaboración propia con datos del estudio.

En conjunto, los resultados proporcionaron evidencia empírica favorable a la hipótesis de investigación. La Digitalización Inteligente mostró una asociación estructural positiva y estadísticamente significativa con el Desempeño Laboral, manteniéndose la diferenciación empírica entre las cuatro dimensiones que integran el modelo. Debido al carácter transversal y no experimental del estudio, estos resultados se interpretan como evidencia de asociación estructural dentro del modelo teórico propuesto y no como demostración de causalidad temporal.

Discusión de resultados

El objetivo de esta investigación fue analizar la relación entre la digitalización inteligente basada en IA y el desempeño laboral. Los resultados respaldan la hipótesis propuesta al mostrar una relación estructural positiva y significativa entre ambos constructos (β = .864, p< .001), con una proporción elevada de varianza explicada en el desempeño laboral (R^2 = .747). En consecuencia, la evidencia obtenida sugiere que mayores niveles de digitalización inteligente se encuentran asociados con una percepción más favorable del desempeño en el trabajo.

Este resultado coincide con estudios que señalan que la incorporación de IA puede favorecer la eficiencia y el desempeño cuando se integra adecuadamente en los procesos organizacionales (Murire, 2024; Soulami et al., 2024). Sin embargo, los hallazgos también sugieren que la digitalización no debe entenderse únicamente como disponibilidad tecnológica. En el modelo, Automatización y Cultura digital constituyeron conjuntamente el dominio de Digitalización Inteligente, lo que es consistente con la perspectiva de Vial, (2019), quien plantea que la transformación digital requiere cambios tecnológicos y organizacionales complementarios. De igual manera, Schein, (2017) destaca que la adopción de nuevas prácticas depende de su integración en la cultura de la organización.

La relación positiva entre Automatización y Cultura digital (r = .644) refuerza esta interpretación. La adopción tecnológica parece estar vinculada con un entorno que facilite capacitación, apertura al cambio y apropiación de las nuevas herramientas. Este resultado converge con Tursunbayeva & Chalutz-Ben, (2024), quienes destacan la preparación organizacional y el liderazgo digital como condiciones para una adopción tecnológica sostenible. Por ello, la incorporación de IA puede generar mayor valor cuando se acompaña de capacidades organizacionales que permitan a los trabajadores comprenderla e integrarla en sus actividades.

Dentro del dominio del desempeño, la asociación más elevada se observó entre Ejecución técnica y Adaptación y aprendizaje digital (r = .710). Este resultado es congruente con Pulakos et al., (2000b), quienes consideran la adaptabilidad un componente fundamental del desempeño en contextos caracterizados por cambios continuos. En ambientes digitalizados, mantener la calidad y precisión del trabajo parece requerir simultáneamente capacidad para aprender y ajustarse a nuevas herramientas. Esta relación también coincide con estudios que destacan la alfabetización digital y la disposición al aprendizaje como capacidades relevantes ante procesos de transformación tecnológica (Nguyen et al., 2021).

Los resultados descriptivos aportan un matiz adicional. Ejecución técnica presentó la puntuación media más elevada (M = 4.33), seguida de Adaptación y aprendizaje digital (M = 4.24), mientras que Cultura organizacional digital registró la media relativamente menor (M = 3.75). Este patrón podría indicar que las capacidades individuales de ejecución y adaptación se encuentran más desarrolladas que algunos componentes organizacionales que acompañan la transformación tecnológica. Tal interpretación coincide con Murire, (2024) y Vial, (2019) quienes advierten que la incorporación tecnológica y la transformación organizacional no necesariamente avanzan al mismo ritmo.

En conjunto, estos hallazgos apoyan una comprensión sociotécnica de la digitalización inteligente. La relación con el desempeño no parece depender exclusivamente de automatizar tareas, sino de la interacción entre tecnología, cultura organizacional y capacidades humanas de ejecución y adaptación. Esta integración constituye una contribución relevante del modelo SINER-IA, al diferenciar cuatro dimensiones relacionadas, pero empíricamente distinguibles. En el contexto mexicano, esta aproximación también resulta pertinente ante las brechas existentes entre desarrollo tecnológico y aplicación organizacional efectiva señaladas por Sued (2024) y ante la importancia de la formación para la apropiación de tecnologías emergentes destacada por Silva Payró et al. (2025).

Desde una perspectiva organizacional, los resultados no implican que incrementar indiscriminadamente el uso de IA produzca automáticamente mejoras en el desempeño. Más bien, sugieren la conveniencia de acompañar la automatización con capacitación, desarrollo de competencias y una cultura favorable a la adopción responsable. Esta consideración es consistente con el High-Level Expert Group on Artificial Intelligence (2019) y con Stahl et al. (2022), quienes subrayan la importancia de la transparencia, la supervisión humana y la gobernanza ética en la implementación de sistemas inteligentes.

Los resultados deben interpretarse considerando las características del diseño. Al tratarse de un estudio transversal, no experimental y basado en autoinforme, la relación estructural identificada no permite establecer causalidad ni precedencia temporal. Asimismo, aunque el modelo mostró evidencia favorable en distintos indicadores de ajuste y validez, el RMSEA robusto fue más conservador, lo que respalda la necesidad de replicar la estructura en muestras independientes. Futuras investigaciones podrían incorporar diseños longitudinales, indicadores objetivos de desempeño y fuentes múltiples de información para evaluar la estabilidad del modelo y la dirección temporal de las relaciones observadas.

En síntesis, la evidencia obtenida permite respaldar la hipótesis de investigación: la digitalización inteligente basada en IA se relaciona positiva y significativamente con el desempeño laboral percibido. La principal aportación del estudio consiste en mostrar que esta relación puede comprenderse desde la articulación de automatización, cultura digital, ejecución técnica y adaptación, aportando una perspectiva integrada sobre el papel de la IA en los entornos laborales.

Conclusiones

Esta investigación aporta evidencia empírica de una relación positiva y significativa entre la digitalización inteligente basada en IA y el desempeño laboral percibido. En consecuencia, los resultados respaldan la hipótesis planteada y permiten responder al objetivo central del estudio: la digitalización del trabajo adquiere mayor relevancia para el desempeño cuando integra no sólo la automatización de procesos, sino también condiciones organizacionales que favorecen la apropiación tecnológica y capacidades humanas para ejecutar, aprender y adaptarse.

La principal contribución del estudio consiste en proponer y evaluar una perspectiva multidimensional de esta relación mediante el modelo SINER-IA. La diferenciación entre Automatización inteligente, Cultura organizacional digital, Ejecución técnica y Adaptación y aprendizaje digital permite superar aproximaciones centradas exclusivamente en la presencia o frecuencia de uso de IA. Los hallazgos apoyan así una comprensión sociotécnica de la transformación digital, en la que tecnología, organización y capacidades humanas operan como componentes relacionados, pero conceptualmente distinguibles.

Desde una perspectiva aplicada, los resultados sugieren que las organizaciones no deberían concentrar sus estrategias de IA únicamente en adquirir o implementar nuevas herramientas. La generación de valor requiere acompañar la automatización con formación, desarrollo de competencias digitales, apertura organizacional al cambio y criterios de utilización responsable. En este sentido, SINER-IA puede constituir una herramienta útil para diagnosticar cómo los trabajadores perciben estas condiciones y orientar decisiones sobre procesos de transformación digital, aunque su utilización en nuevos contextos requiere continuar acumulando evidencia de validez.

Los hallazgos deben interpretarse considerando que el estudio fue transversal, no experimental, utilizó autoinforme y empleó un muestreo por conveniencia; por ello, no permiten establecer relaciones causales ni generalizar automáticamente los resultados al conjunto de trabajadores mexicanos. Futuras investigaciones deberán contrastar el modelo en muestras independientes y contextos geográficos y sectoriales distintos, incorporar diseños longitudinales y fuentes objetivas de desempeño, y evaluar la estabilidad e invariancia de la estructura del SINER-IA. Estas extensiones permitirán determinar hasta qué punto las relaciones identificadas se mantienen conforme cambia el nivel de madurez digital de las organizaciones.

La evidencia obtenida indica que comprender el desempeño laboral en la era de la IA requiere mirar más allá de la tecnología misma. La transformación digital parece adquirir significado organizacional cuando la automatización se articula con una cultura que facilite su adopción y con trabajadores capaces de aprender y adaptarse. Esta integración constituye el aporte central del modelo SINER-IA y ofrece una base empírica para continuar estudiando la relación entre IA, organización y trabajo.

Declaración de Conflictos de Interés

No declaran conflictos de interés.

Contribución de autoría

Autor	Conceptualización	Curacion	Analisis/ Software	Metodologia	Recursos	Supervision/ Validacion	Escritura inicial	Escritura final, revisión
1	X	X	X	X	X		X	
2					X	X	X	X
3		X	X			X		X
4	X		X	X				X

Financiamiento

Ninguno.

Referencias

Aghaei Ghaleche, S. (2023). Assessing employee perceptions of AI integration in workplace decisions. *Journal of Resource Management and Decision Engineering, 2*(4), 24–30. https://doi.org/10.61838/kman.jrmde.2.4.5

Bermeo Almeida, O. X., Guevara Arias, V. I., & Dávila Vargas, W. J. (2023). Gestión inteligente de los datos en la agroindustria. *Revista Alfa, 7*(19), 139–152. https://doi.org/10.33996/revistaalfa.v7i19.204

Borman, W. C., & Motowidlo, S. J. (1997). Task performance and contextual performance: The meaning for personnel selection research. *Human Performance, 10*(2), 99–109. https://doi.org/10.1207/s15327043hup1002_3

Campbell, J. P. (1990). Modeling the performance prediction problem in industrial and organizational psychology. In M. D. Dunnette & L. M. Hough (Eds.), *Handbook of industrial and organizational psychology* (2nd ed., Vol. 1, pp. 687–732). Consulting Psychologists Press.

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly, 13*(3), 319–340. https://doi.org/10.2307/249008

Flouch, A. (2025, May 20). It's vital to balance AI agility with workplace stability. *The Australian*. https://www.theaustralian.com.au/business/tech-journal/its-vital-to-balance-ai-agility-with-workplace-stability/news-story/f61d86390f885dafca9d5e8ccface24a

Gallup. (2016, June 28). *The importance of employee recognition: Low cost, high impact*. https://www.gallup.com/workplace/236441/employee-recognition-low-cost-high-impact.aspx

Gómez García, C., & Cornejo Gutiérrez, V. (2023). Estrategias de intervención para promover el bienestar laboral. In F. A. Jiménez Bolívar & C. A. Severiche Sierra (Eds.), *Seguridad y salud en el trabajo: Aportes multidisciplinarios* (pp. 109–131). Corporación de Educación Superior del Litoral.

Hair, J. F., Jr., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage.

High-Level Expert Group on Artificial Intelligence. (2019). *Ethics guidelines for trustworthy AI*. European Commission. https://doi.org/10.2759/346720

Humlum, A., & Vestergaard, E. (2025). *Large language models, small labor market effects* (NBER Working Paper No. 33777). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w33777

Minotakis, A. (2025). Regulating AI in the workplace: A critique of the EU AI Act and the Platform Work Directive through a worker-centred lens. *Platforms & Society, 2*, 1–14. https://doi.org/10.1177/29768624251396248

Murire, O. T. (2024). Artificial intelligence and its role in shaping organizational work practices and culture. *Administrative Sciences, 14*(12), 316. https://doi.org/10.3390/admsci14120316

Nguyen, H., Lim, K. Y., Wu, L. L., Fischer, C., & Warschauer, M. (2021). "We're looking good": Social exchange and regulation temporality in collaborative design. *Learning and Instruction, 74*, 101443. https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2021.101443

Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric theory* (3rd ed.). McGraw-Hill.

Pulakos, E. D., Arad, S., Donovan, M. A., & Plamondon, K. E. (2000). Adaptability in the workplace: Development of a taxonomy of adaptive performance. *Journal of Applied Psychology, 85*(4), 612–624. https://doi.org/10.1037/0021-9010.85.4.612

Quinde, G. A. L., Muñoz, M. Y. T., Suárez, J. M. R., Villarreal, R. E. P., Vélez, W. A. Z., & Laínez, A. A. D. P. (2024). Perception of university students on the use of artificial intelligence (AI) tools for the development of autonomous learning. *Revista de Gestão Social e Ambiental, 18*(2), e06170. https://doi.org/10.24857/rgsa.v18n2-136

Sadeghi, S. (2024). *Employee well-being in the age of AI: Perceptions, concerns, behaviors, and outcomes* [Preprint]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.04796

Schein, E. H., & Schein, P. A. (2017). *Organizational culture and leadership* (5th ed.). Wiley.

Silva Payró, M. P., Mena de la Rosa, R., & Cruz Romero, R. (2025). La inteligencia artificial y los asistentes virtuales: Uso e incidencia en el aprendizaje y en el desarrollo de proyectos de estudiantes de pregrado y posgrado en una facultad del sureste de México. *European Public & Social Innovation Review, 10*, 1–20. https://doi.org/10.31637/epsir-2025-1378

Soulami, M., Benchekroun, S., & Galiulina, A. (2024). Exploring how AI adoption in the workplace affects employees: A bibliometric and systematic review. *Frontiers in Artificial Intelligence, 7*, 1473872. https://doi.org/10.3389/frai.2024.1473872

Stahl, B. C., Antoniou, J., Ryan, M., Macnish, K., & Jiya, T. (2022). Organisational responses to the ethical issues of artificial intelligence. *AI & Society, 37*(1), 23–37. https://doi.org/10.1007/s00146-021-01148-6

Sued, G. E. (2024). La producción científica mexicana en inteligencia artificial: Un análisis bibliométrico. *Investigación Bibliotecológica: Archivonomía, Bibliotecología e Información, 38*(100), 87–105. https://doi.org/10.22201/iibi.24488321xe.2024.100.58893

Tursunbayeva, A., & Chalutz-Ben Gal, H. (2024). Adoption of artificial intelligence: A TOP framework-based checklist for digital leaders. *Business Horizons, 67*(4), 357–368. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.04.006

Übellacker, T. (2025). *Making sense of AI limitations: How individual perceptions shape organizational readiness for AI adoption* [Preprint]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.15870

Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *The Journal of Strategic Information Systems, 28*(2), 118–144. https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.01.003

World Economic Forum. (2020). *The future of jobs report 2020*. https://www.weforum.org/reports/the-future-of-jobs-report-2020