

7

Adopción de la inteligencia artificial y madurez tecnológica en agronegocios de la Región Ciénega de Jalisco en México

Artificial intelligence adoption and technological maturity in agribusinesses of the Ciénega Region of Jalisco, Mexico

Esteban Eduardo MÉNDEZ PALOS ¹, <https://orcid.org/0009-0009-2421-1340>
Paola Irene MAYORGA SALAMANCA ², <https://orcid.org/0000-0002-2839-1600>
Martha Elba PALOS SOSA ^{3*}, <https://orcid.org/0000-0003-4081-1150>

¹ Departamento de Crecimiento Económico, Producción y Consumo Responsable, Centro Universitario de Guadalajara, Universidad de Guadalajara, México

² Departamento de Mercadotecnia y Negocios Internacionales, Centro Universitario de Ciencias Económico Administrativas, Universidad de Guadalajara, México.

³ Departamento de Finanzas, Centro Universitario de Ciencias Económico Administrativas, Universidad de Guadalajara, México

*Autor de correspondencia: mpalos@cucea.udg.mx

RESUMEN

Objetivo: Analizar las condiciones internas y contextuales asociadas con la adopción de inteligencia artificial en las unidades productivas agrícolas de la Región Ciénega de Jalisco, México, y su relación con el nivel de madurez tecnológica alcanzado.

Materiales y métodos: Se desarrolló un estudio cuantitativo, no experimental y transversal, basado en la percepción de productores agropecuarios y actores institucionales. Los cuestionarios estructurados se analizaron mediante estadística descriptiva, regresión lineal múltiple y análisis comparativo cualitativo de conjuntos difusos, con el propósito de identificar las condiciones y configuraciones asociadas con la adopción de inteligencia artificial y caracterizar el nivel de madurez tecnológica de las unidades productivas.

Resultados: La motivación y la disposición a compartir datos fueron los principales factores asociados con la percepción de rentabilidad de la adopción de inteligencia artificial, mientras que la preparación tecnológica lo fue con el nivel de madurez tecnológica. El apoyo institucional y la infraestructura tecnológica no mostraron efectos directos significativos. El 81.7 % de las unidades productivas se ubicaron en las dos primeras etapas de madurez tecnológica. El análisis configuracional identificó múltiples combinaciones de condiciones conducentes a la madurez tecnológica, destacando la motivación, las habilidades tecnológicas y la disponibilidad de datos.

Conclusiones: La adopción de inteligencia artificial y la madurez tecnológica dependen primordialmente de las capacidades internas de los agronegocios, actuando el entorno como un habilitador complementario. La integración del análisis de regresión y configuracional evidencia equifinalidad, ampliando el marco tecnología-organización-entorno. La política pública debe orientarse al desarrollo integral de capacidades diferenciado por nivel de madurez.

PALABRAS CLAVE: inteligencia artificial, agronegocios, adopción de tecnología, madurez tecnológica.

ABSTRACT

Objective: To analyze the internal and contextual conditions associated with artificial intelligence adoption in agricultural production units in the Ciénega Region of Jalisco, Mexico, and their relationship with the level of technological maturity achieved.

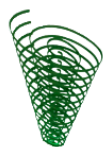
Materials and methods: A quantitative, non-experimental, and cross-sectional study was conducted based on the perceptions of agricultural producers and institutional actors. Structured questionnaires were analyzed using descriptive statistics, multiple linear regression, and fuzzy-set qualitative comparative analysis (fsQCA), with the purpose of identifying the conditions and configurations associated with artificial intelligence adoption and characterizing the level of technological maturity of the production units.

Results: Motivation and willingness to share data were the main factors associated with the perceived profitability of AI adoption, while technological readiness was the main factor associated with the level of technological maturity. Institutional support and technological infrastructure showed no significant direct effects. Overall, 81.7% of the production units were located in the first two stages of technological maturity. The configurational analysis identified multiple combinations of conditions leading to technological maturity, highlighting motivation, technological skills, and data availability.

Conclusions: The adoption of artificial intelligence and technological maturity depend primarily on the internal capabilities of agribusinesses, with the environment acting as a complementary enabler. The integration of regression and configurational analysis provides evidence of equifinality, broadening the technology-organization-environment framework. Public policy should be oriented toward comprehensive capacity development differentiated by maturity level.

KEYWORDS: artificial intelligence, agribusiness, technology adoption, technological maturity.

Cómo citar: Méndez, E. E., Mayorga & P. I., Palos, M. E. (2026). Adopción de la inteligencia artificial y madurez tecnológica en agronegocios de la Región Ciénega de Jalisco en México. *Retos de la Dirección*, 20, e2607. <https://retos.reduc.edu.cu/index.php/retos/article/view/610>



Introducción

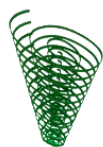
La inteligencia artificial (IA) se ha consolidado como una tecnología habilitadora para la transformación digital mediante aplicaciones en agricultura de precisión, monitoreo de cultivos, detección de plagas, predicción del rendimiento, gestión de insumos y optimización logística a lo largo de la cadena de valor (Assimakopoulos *et al.*, 2024). En ese sentido, la agricultura circular es un modelo productivo que adapta la economía circular al campo para mantener los recursos en uso, reducir residuos, regenerar los agroecosistemas, minimizar el uso de insumos externos, cerrar ciclos de materiales y nutrientes, restaurar los suelos y mitigar el impacto ambiental en toda la cadena agroalimentaria (Velasco-Muñoz *et al.*, 2021), la IA se constituye como una herramienta clave para la reutilización de residuos, el uso eficiente del agua y la energía, y la optimización de procesos productivos más sostenibles (Monsalve-Castro *et al.*, 2025).

A pesar de los beneficios reconocidos, la adopción de estas tecnologías presenta un comportamiento heterogéneo entre regiones y tipos de productores. Mientras que las regiones desarrolladas concentran los mayores avances en la incorporación de soluciones basadas en IA, los países en desarrollo enfrentan restricciones relacionadas con capacidades tecnológicas, infraestructura y acceso a recursos (Ahmad *et al.*, 2024). Bajo ese escenario, la generación de beneficios económicos y ambientales depende no solo de la disponibilidad de la tecnología, sino también del nivel de madurez tecnológica de las organizaciones: de su capacidad para integrar infraestructura digital, gestión de datos, capacidades analíticas e interoperabilidad en sus procesos productivos (Cagno *et al.*, 2025). Así, la adopción de IA no se considera un evento dicotómico, sino un proceso progresivo cuyo nivel de avance puede caracterizarse mediante niveles la madurez tecnológica de las unidades productivas como referente para identificar el grado de incorporación y consolidación tecnológica alcanzado por los productores.

En México, la digitalización del sector agroalimentario avanza de manera desigual. Aunque existe un creciente interés por la aplicación de la IA, su incorporación continúa siendo fragmentada y con importantes diferencias territoriales. Las principales limitaciones están asociadas con la insuficiente capacitación, la conectividad, el acceso a tecnologías digitales y la insuficiente efectividad de los mecanismos de apoyo para los productores (Le Coq *et al.*, 2024).

La adopción de tecnologías digitales se concentra en las regiones agrícolas con mayor productividad e integración a los mercados internacionales, entre ellas la Región Ciénega de Jalisco, con experiencias de agricultura de precisión, sensores, drones y sistemas de monitoreo, aunque con un alcance aún limitado entre las pequeñas unidades productivas. En el reporte *Productivity*





Growth in Mexico por Muñoz *et al.* (2022) se identifica que "...el crecimiento futuro de esta Región ya no puede depender de usar más recursos básicos, sino de adoptar tecnología, mejorar la gestión y corregir la mala asignación de recursos" (p. 13).

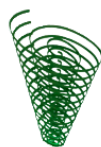
Los estudios sobre adopción de IA en México son aún incipientes y presentan una evidencia limitada sobre las condiciones que acompañan su incorporación en los sectores productivos. En particular, Vargas-Canales (2023) identifica diferencias territoriales en las capacidades tecnológicas del sector agroalimentario mexicano, así como una distribución heterogénea de dichas capacidades entre las entidades del país. Esos antecedentes evidencian la necesidad de profundizar en el análisis de los factores tecnológicos, organizacionales y contextuales que acompañan los procesos de incorporación de tecnologías avanzadas en ámbitos productivos específicos.

Esa contradicción adquiere especial importancia en la Región Ciénega debido a la limitada evidencia empírica disponible sobre la adopción de tecnologías avanzadas en su producción agrícola. No se dispone de suficiente conocimiento acerca de las condiciones bajo las cuales los productores pueden incorporar herramientas de IA a sus procesos productivos y utilizarlas para mejorar la gestión de recursos, y favorecer prácticas compatibles con la economía circular. El problema no consiste únicamente en determinar si la IA posee capacidades técnicas para contribuir a la producción sostenible, sino en comprender qué condiciones permiten o limitan que ese potencial tecnológico se convierta en una práctica productiva efectiva.

En consecuencia, existe un vacío de conocimiento respecto a las condiciones que explican la adopción de IA por parte de los productores agrícolas y su posible articulación con prácticas orientadas hacia la economía circular agrícola. La ausencia de evidencia suficiente sobre esa relación limita la comprensión de cómo las capacidades de los productores interactúan con las condiciones tecnológicas, organizacionales y del entorno para favorecer o restringir la incorporación efectiva de la IA.

Abordar ese problema resulta necesario para superar una visión determinista de la tecnología y analizar la adopción de la IA como un proceso condicionado por la interacción entre las capacidades internas de los productores y las condiciones en las que desarrollan su actividad productiva. Por ello, la investigación centra su análisis en las condiciones internas y contextuales de adopción de IA y en el nivel de madurez tecnológica para caracterizar el grado de avance de las unidades productivas en el proceso de incorporación tecnológica y el cambio en las barreras percibidas entre las diferentes etapas de desarrollo.





En ese contexto, el objetivo del estudio es analizar las condiciones internas y contextuales asociadas con la adopción de inteligencia artificial en las unidades productivas agrícolas de la Región Ciénega de Jalisco, México, y su relación con el nivel de madurez tecnológica alcanzado.

Materiales y métodos

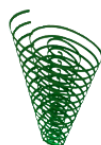
La investigación adoptó un enfoque cuantitativo, con un diseño no experimental y transversal. El análisis integró modelos de efectos netos mediante regresión lineal múltiple y análisis configuracional mediante *fuzzy-set Qualitative Comparative Analysis* (fsQCA), con el propósito de identificar tanto la contribución individual de los factores explicativos como las configuraciones suficientes asociadas a la madurez tecnológica. Complementariamente, las respuestas abiertas del cuestionario aplicado a los actores estratégicos fueron analizadas mediante codificación temática en cinco dimensiones: infraestructura, capacidades tecnológicas, institucionalidad, costos y gobernanza colaborativa, para realizar la interpretación de los resultados.

El modelo conceptual integró cuatro marcos teóricos complementarios que permitieron abordar la adopción de inteligencia artificial y la madurez tecnológica desde diferentes dimensiones de análisis. La dimensión conductual, sustentada en la *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2* (UTAUT2), permitió explicar la disposición de los productores hacia la adopción de IA, considerando aspectos relacionados con la expectativa de desempeño, el esfuerzo percibido, la influencia social, las condiciones facilitadoras y los hábitos tecnológicos (Abad *et al.*, 2024). Ese marco contribuyó a identificar los factores individuales y perceptuales asociados con la disposición de los productores a incorporar la tecnología.

La dimensión organizacional, sustentada en la *Resource-Based View* (RBV), permitió analizar el papel de las capacidades y recursos internos de las unidades productivas en la incorporación de IA. En particular, posibilitó considerar la infraestructura tecnológica, el capital humano, los recursos financieros y las capacidades organizacionales como condiciones internas relacionadas con la capacidad de apropiación y utilización de la tecnología (Petcu *et al.*, 2024). Esa perspectiva contribuyó a valorar la adopción más allá de la disponibilidad de la tecnología, atendiendo a la capacidad de las unidades productivas para incorporarla y aprovecharla.

La dimensión contextual, sustentada en el marco *Technology, Organization, and Environment* (TOE), posibilitó incorporar las condiciones del entorno que pueden facilitar o restringir la adopción de IA (Tornatzky & Fleischer, 1990). Desde esta perspectiva, la investigación consideró elementos como el entorno institucional, las políticas públicas, las regulaciones, los incentivos gubernamentales y las condiciones del mercado, permitiendo analizar la adopción como un





fenómeno condicionado por la interacción entre las capacidades internas y las características del entorno agrícola (Alkhwaldi *et al.*, 2026).

Por último, la dimensión de madurez tecnológica, sustentada en la *Diffusion of Innovations* (DOI), permitió analizar la incorporación de la IA como un proceso progresivo, en lugar de asumirla como un resultado dicotómico de adopción o no adopción. Ese marco facilitó interpretar el avance de las unidades productivas desde etapas iniciales de conocimiento y prueba hacia formas de uso más rutinarias, expansión y consolidación tecnológica (Montes de Oca *et al.*, 2021; Shang *et al.*, 2021). De esa manera, la DOI aportó un referente para valorar el nivel de preparación y avance tecnológico de las unidades productivas frente a la incorporación de IA.

En el modelo analítico, la adopción de inteligencia artificial constituye el fenómeno central de análisis, mientras que la madurez tecnológica representa el nivel de avance alcanzado por las unidades productivas en su proceso de incorporación tecnológica. En consecuencia, la madurez no se considera una condición explicativa de la adopción, sino una expresión del grado de desarrollo tecnológico alcanzado. Esa distinción permitió analizar las condiciones asociadas con la adopción de IA y, de manera complementaria, caracterizar los diferentes niveles de madurez y las barreras que acompañan su avance.

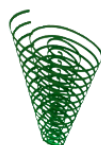
Las variables independientes fueron agrupadas en factores internos y externos derivados del modelo conceptual (**Tabla 1** y **Tabla 2**) en correspondencia con los cuestionarios 1 y 2.

Tabla 1 Factores internos y variables de análisis

Niveles de análisis	Dimensión predominante	Componentes en el cuestionario 1	Variables
Micro (Individual / Conductual)	Características individuales, percepciones, actitudes, motivación, disposición al cambio y gestión individual de información	Datos personales, actitudes, innovación personal, motivación, percepción de beneficios, disposición a compartir datos y percepción de complejidad	Nivel educativo, experiencia agrícola, percepción de rentabilidad de la tecnología, motivación para adoptar, disposición a compartir datos, apertura a nuevas tecnologías, percepción de complejidad y disposición a adoptar con apoyo financiero
Meso (Organizacional / Tecnológico)	Recursos, capacidades internas, preparación tecnológica, infraestructura y nivel de incorporación tecnológica.	Datos de la unidad productiva, recursos, capacidades técnicas, infraestructura digital, tecnologías utilizadas y etapa de innovación	Tamaño de la unidad productiva, uso actual de tecnología, fuente de financiamiento, habilidades técnicas, obstáculos económicos, preparación para adoptar, capacitación, inventario tecnológico, conectividad y etapa de innovación tecnológica
Macro (Evaluación del entorno)	Condiciones institucionales, económicas, colaboración, regulación y gobernanza	Factores institucionales, subsidios, apoyo gubernamental, programas de extensión, redes regionales y gobernanza de datos	Evaluación del apoyo gubernamental e institucional, tipo de apoyo esperado, disponibilidad de subvenciones, participación en cooperativas o redes, programas de extensión, propiedad y acceso a datos y mecanismos de regulación y gobernanza

Fuente: elaboración propia.



**Tabla 2** Factores externos y variables de análisis

Factor	Dimensión conceptual	Variables de análisis
Institucional	Marco regulatorio y apoyo	Políticas públicas, regulaciones, apoyo gubernamental
Social-cultural	Influencia social	Normas sociales, recomendaciones de pares, líderes de opinión
Mercado	Presión competitiva	Competencia, demanda, condiciones de mercado
Colaboración	Redes y cooperación	Participación en redes, extensión agrícola, intercambio de información

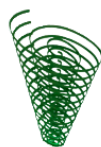
Fuente: elaboración propia.

La operacionalización se orientó principalmente a medir las condiciones asociadas con la adopción de IA. Los indicadores de preparación, habilidades, disponibilidad de datos, infraestructura y uso tecnológico se consideraron condiciones asociadas con la adopción y elementos de caracterización del nivel de madurez, pero no como indicadores equivalentes de esta última. De manera complementaria, se operacionalizó la madurez tecnológica mediante la variable *EtapalnnovTED*, utilizada como indicador del nivel de avance de las unidades productivas en el proceso de incorporación tecnológica en una escala progresiva de tres niveles: 1) Inicial y exploratorio (procesos manuales/tradicionales), 2) Implementación (adopción puntual de tecnología digital), y 3) Optimización e innovación avanzada (uso regular de tecnologías inteligentes, integración plena de IoT, analítica y automatización). Para complementar la medición, se incluyeron ítems sobre el equipamiento actual utilizado, la calificación para el uso de infraestructura tecnológica regional y la disponibilidad de personal capacitado. Estos indicadores permitieron parametrizar las capacidades técnicas para la posterior calibración en el modelo analítico.

La población estuvo conformada por dos grupos de análisis: (I) productores agropecuarios y empresarios agrícolas de la Región Ciénega, y (II) actores estratégicos del ecosistema regional de innovación, incluidos representantes del sector público, instituciones académicas, organismos de apoyo y especialistas vinculados al desarrollo tecnológico agrícola.

El estudio utilizó un muestreo no probabilístico intencional ($n=60$ productores y $n=30$ actores estratégicos), justificado por: 1) Ausencia de marco muestral: inexistencia de censos regionales sobre uso de IA en agricultura, 2) Adecuación al fsQCA: la muestra de productores agropecuarios cumple con los requisitos establecidos por Ragin (2008) y 3) Criterio de pertinencia: permite concentrar la observación en informantes con experiencia directa en el fenómeno.

Los cuestionarios incluyeron preguntas cerradas y escalas tipo *Likert* de siete puntos (1–7) para medir los constructos relacionados con la adopción de la IA y las condiciones que influyen en este proceso. En total se analizaron 29 ítems. La validez de contenido fue evaluada mediante juicio de



expertos y una prueba piloto, mientras que la confiabilidad interna se verificó mediante el coeficiente *Alfa de Cronbach*, considerando valores iguales o superiores a 0,70 como criterio de aceptación.

Estrategia de análisis de datos

El análisis combinó técnicas estadísticas multivariadas y análisis configuracional con el propósito de identificar tanto relaciones lineales como configuraciones causales complejas asociadas a la adopción de la inteligencia artificial y a la madurez tecnológica.

Análisis estadístico

El procesamiento inicial de los datos se realizó mediante el *software JASP* (versión 0.98.1). Se efectuó la depuración de la base de datos mediante la identificación de valores perdidos, detección de observaciones atípicas y verificación de la consistencia de las respuestas. La consistencia interna de las escalas se evaluó mediante el coeficiente *Alfa de Cronbach* y la fiabilidad compuesta, considerando valores superiores a 0,70 como evidencia de adecuada confiabilidad (Hair *et al.*, 2021).

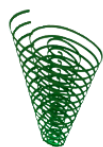
Posteriormente, se realizó un análisis descriptivo utilizando medidas de tendencia central y dispersión. Las asociaciones entre variables fueron estimadas mediante el coeficiente *rho de Spearman*. La regresión lineal múltiple se utilizó para identificar los factores asociados con la percepción de rentabilidad de la IA (Modelo 1) y con el nivel de madurez tecnológica (Modelo 2). Las estimaciones detalladas de coeficientes, errores estándar y estadísticos de ajuste se presentan en las Tablas 3 y 5. Se evaluaron los siguientes supuestos econométricos: multicolinealidad, con valores del Factor de Inflación de la Varianza (VIF) por debajo del umbral crítico de 5 (oscilaron entre 1,12 y 1,85); normalidad de los residuos, verificada mediante el análisis gráfico de los residuos estandarizados, que confirmó una distribución normal de los errores; y homocedasticidad y linealidad, evaluadas a través de los diagramas de dispersión entre valores pronosticados y residuos estandarizados, sin patrones sistemáticos evidentes.

Ambos modelos respondieron a propósitos analíticos diferenciados y no implican que la madurez tecnológica constituya una segunda variable dependiente equivalente a la adopción de IA. En todos los modelos se reportaron los coeficientes estimados y su significancia estadística ($p < 0,05$).

Análisis configuracional mediante *fuzzy-set Qualitative Comparative Analysis*

El análisis configuracional se desarrolló mediante el *software fs/QCA 4.1* con el propósito de identificar las combinaciones de condiciones suficientes que conducen a mayores niveles de innovación.





La variable de resultado fue niveles de innovación (EINOV). Las condiciones causales analizadas fueron: preparación para la adopción de la transformación digital (PATDV), calidad del apoyo institucional (CAINSTV), motivación para la transformación digital (MOTIVV), habilidades técnicas suficientes (HTSTDV) y disponibilidad y compartición de datos (DDATOSV). Esas condiciones representan las dimensiones conductuales, organizacionales e institucionales derivadas del modelo conceptual.

Las variables actitudinales y cualitativas basadas en escalas tipo *Likert* de siete puntos fueron calibradas siguiendo el método directo propuesto por Nikou *et al.* (2024). Se establecieron tres puntos de corte cualitativos: 6,0 para la plena pertenencia al conjunto, 4,0 para el punto de cruce o máxima ambigüedad (*crossover point*), y 2,0 para la plena no pertenencia. Siguiendo a Nikou *et al.* (2024), se reconoce que las decisiones de calibración introducen cierta subjetividad al método debido a la sensibilidad del fsQCA ante dichos umbrales. Se aplicó una función logística sigmoidea con un factor de ajuste de 0,001 para evitar observaciones ubicadas exactamente en el punto de máxima ambigüedad.

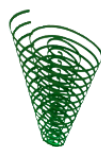
El análisis comprendió dos etapas. En primer lugar, se evaluaron las condiciones necesarias mediante el índice de consistencia, considerando valores iguales o superiores a 0,90. Posteriormente, se identificaron las configuraciones suficientes mediante la construcción de la tabla de verdad y el algoritmo de minimización lógica de Quine-McCluskey. Las soluciones obtenidas se interpretaron utilizando una consistencia mínima de 0,80, junto con los indicadores de cobertura bruta, cobertura única y consistencia global de la solución, conforme a las recomendaciones metodológicas de Ragin (2008).

La integración del análisis de regresión y del análisis configuracional permitió contrastar la importancia relativa de los factores individuales con las múltiples combinaciones de condiciones capaces de conducir a mayores niveles de madurez tecnológica, aportando una comprensión complementaria de los procesos de adopción de la inteligencia artificial en contextos agrícolas caracterizados por elevada heterogeneidad.

Integración de resultados

Los resultados provenientes de los modelos de regresión y del análisis configuracional fueron integrados mediante triangulación analítica. Las configuraciones obtenidas a partir del análisis de conjuntos difusos se contrastaron con la evidencia derivada de las percepciones de los actores estratégicos, cuyas respuestas abiertas fueron examinadas mediante codificación temática para enriquecer la interpretación de los factores institucionales, tecnológicos y organizacionales.





Consideraciones éticas

La investigación se desarrolló de acuerdo con los principios éticos aplicables a las investigaciones en Ciencias Sociales. La participación de los productores y de los actores fue voluntaria y se realizó previa obtención del consentimiento informado. Se garantizó la confidencialidad y el anonimato de la información recopilada, la cual fue utilizada exclusivamente con fines académicos y de investigación, conforme a la normativa institucional vigente en el país.

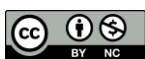
Resultados y discusión

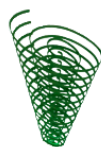
Los resultados se presentan en cuatro etapas. Primero, se describen las características de los participantes y las condiciones vinculadas a la incorporación de IA. Segundo, se exponen dos modelos de regresión lineal múltiple: uno, sobre la percepción de rentabilidad de la adopción y otro, sobre la madurez tecnológica. Tercero, se presentan los resultados del análisis configuracional mediante fsQCA para identificar combinaciones de condiciones asociadas a ambos procesos. Finalmente, los resultados cuantitativos y configuracionales se triangulan con los resultados cualitativos para ofrecer una interpretación conjunta de la adopción de IA y el avance tecnológico en los agronegocios estudiados.

1. Características de los participantes y condiciones de adopción de IA

La confiabilidad de los instrumentos se evaluó mediante el coeficiente *alfa de Cronbach*, obteniéndose valores de 0.746 para el cuestionario aplicado a productores agropecuarios y de 0.867 para el instrumento dirigido a los actores institucionales, lo que evidencia niveles aceptables y altos de consistencia interna, respectivamente.

La muestra estuvo integrada por 60 productores agropecuarios de la Región Ciénega de Jalisco, caracterizados por una elevada heterogeneidad en cuanto al tamaño de la unidad productiva, nivel educativo y grado de incorporación tecnológica. Predominaron los productores con formación universitaria (51.7 %), mientras que 61.7 % correspondió a micro y pequeñas unidades productivas y solo 3.3 % a grandes explotaciones. Asimismo, el 60.0 % desarrolla sus actividades en superficies menores de diez hectáreas, reflejando el predominio de sistemas productivos de pequeña escala. En relación con las condiciones iniciales y brechas de adopción, los resultados descriptivos respecto a los productores agropecuarios evidencian una brecha entre el alto interés actitudinal y las limitaciones estructurales para la adopción de tecnologías digitales e inteligencia artificial. Por un lado, existe consenso sobre los beneficios potenciales de estas herramientas. La motivación para adoptarlas si se demuestra su rentabilidad fue elevada ($M = 6,36$; $DE = 1,20$), al igual que la percepción de su impacto económico ($M = 6,11$; $DE = 1,35$) y la disposición a compartir datos ($M =$





5,78; $DE = 1,63$). Sin embargo, persisten limitaciones para la adopción, entre ellas la baja disponibilidad de financiamiento propio ($M = 1,68$), el reducido apoyo institucional ($M = 2,35$), la preparación tecnológica moderada-baja ($M = 3,71$) y el uso aún incipiente de tecnología ($M = 1,81$). También se observa alta heterogeneidad en las capacidades técnicas, la infraestructura de internet y la percepción de seguridad de la información.

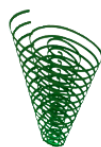
En los actores institucionales existe un amplio consenso sobre la importancia de la articulación interinstitucional y la presión del mercado como motores del cambio, aunque persisten restricciones tecnológicas e institucionales. La colaboración entre gobierno, empresas y universidades obtuvo una valoración elevada ($M = 6,73$; $DE = 0,78$), al igual que la percepción de que la competencia impulsa la adopción tecnológica ($M = 5,53$; $DE = 2,24$) y la actitud hacia las tecnologías inteligentes ($M = 4,56$; $DE = 0,89$). En contraste, se identificaron limitaciones en la accesibilidad tecnológica por costos y disponibilidad ($M = 3,00$; $DE = 1,64$), la efectividad de las políticas públicas ($M = 4,46$; $DE = 1,52$), la infraestructura digital ($M = 4,56$), el acceso a la información ($M = 4,13$) y la disponibilidad de personal capacitado ($M = 4,60$). Esos resultados muestran una brecha entre la disposición a colaborar y las condiciones disponibles para la implementación.

Al contrastar la dimensión contextual con la literatura internacional, surge una diferencia respecto al rol del entorno institucional. Mientras investigaciones internacionales en economías en desarrollo (Miller *et al.*, 2025; Kasereka *et al.*, 2026; Alkhwaldi *et al.*, 2026; Madanaguli *et al.*, 2024) sostienen que el respaldo gubernamental y la infraestructura son habilitadores indispensables y que las capacidades internas funcionan estrictamente como un complemento del apoyo estatal, en el presente estudio, ante la debilidad o ausencia de políticas públicas de fomento, las capacidades internas (motivación, preparación tecnológica y gestión de datos) se perciben como un mecanismo de compensación para viabilizar la adopción tecnológica.

El resultado anterior coincide con los diagnósticos de (Le Coq *et al.*, 2024; Vargas-Canales, 2023) sobre las asimetrías territoriales del sector agroalimentario mexicano y respalda la transición de la visión basada en recursos hacia el enfoque de capacidades dinámicas (Holzinger *et al.*, 2024), lo que pone de manifiesto que la ventaja competitiva radica en la habilidad para adquirir, interpretar y movilizar datos, así como para desarrollar las habilidades necesarias para integrarlos en sus procesos de decisión y operación.

Por último, existe un consenso con la evidencia internacional en las barreras económicas y de innovación: los altos costos iniciales y las restricciones de financiamiento limitan la adopción de la IA en la agricultura (Nagy *et al.*, 2025).



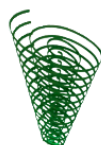


Respecto a las capacidades internas y la madurez tecnológica de los agronegocios se presenta una marcada concentración hacia las fases iniciales de adopción, dado que el 45.0% de la muestra se sitúa en la etapa 1 (ha realizado pruebas piloto con herramientas tecnológicas, pero sin una implementación formal) y el 36.7 % en la etapa 2 (ha adoptado algunas tecnologías digitales, como *software* de gestión agrícola o sensores, pero aún está en proceso de integrar tecnología inteligente). Ese resultado implica que más del 80 % de los productores se encuentran aún en niveles bajos o intermedios de desarrollo tecnológico y de uso de la IA, mientras que un reducido 18.3 % de la muestra logra posicionarse en la etapa 3 (se utiliza tecnología inteligente u otras tecnologías avanzadas).

En analogía con la teoría de la difusión de innovaciones (Andi & Nurlaili, 2026), el hecho de que más del 80 % de las unidades productivas permanezcan en las dos primeras etapas de madurez confirma que la incorporación de la IA es aún incipiente y secuencial. Ese resultado confirma que el proceso de adopción tecnológica ocurre de manera secuencial a través de las etapas de conocimiento, persuasión, decisión, implementación y confirmación, tal como sostienen Montes de Oca *et al.* (2021), principalmente en contextos caracterizados por restricciones de infraestructura, limitaciones de capacidades internas y deficiencias en el apoyo institucional como es el caso de estudio.

Al comparar el nivel de madurez tecnológica con la naturaleza de las barreras percibidas por los productores, se evidenció una clara transición en la que los obstáculos evolucionan desde limitaciones de corte estructural hasta problemas de carácter organizacional y estratégico: en la etapa uno predominan barreras estructurales (los costos adicionales del cambio tecnológico representan un incremento aproximado de entre el 15 % y el 20 %), seguidas por la falta de información, la incertidumbre respecto al retorno de inversión y la carencia de infraestructura básica. En la etapa dos, persisten los costos y la falta de capacitación. En la etapa tres, las barreras se transforman en obstáculos de segunda generación típicamente asociados a sistemas en transición digital avanzada, tales como la exigencia de capacitación altamente especializada, los elevados costos de implementación, la necesidad de infraestructura tecnológica de soporte muy específica y el problema de optimizar las tecnologías que ya se encuentran operativas.

El resultado anterior coincide con el estudio realizado por Barman *et al.* (2026) sobre la evolución dinámica de las restricciones en la adopción de Tecnologías 4.0 en el sector agrícola. En ese punto, la literatura más reciente y los resultados en las diferentes etapas respaldan la tesis de (Barman *et al.*, 2026; Lashkareva & Lashkarev, 2026), de que el avance hacia etapas superiores de madurez



tecnológica no implica una simple reducción de obstáculos, sino su desplazamiento cualitativo desde problemas estructurales hacia exigencias organizacionales, analíticas y estratégicas de capital humano, requiriendo el desarrollo de competencias dinámicas y la gestión efectiva de datos.

2. Modelos de regresión: predictores de rentabilidad y madurez tecnológica

La **Tabla 3** presenta los coeficientes de los dos modelos de regresión lineal múltiple, con sus errores estándar, coeficientes estandarizados, valores *t*, niveles de significancia e intervalos de confianza al 95 %. La **Tabla 4** resume los diagnósticos de supuestos, que confirman el cumplimiento de multicolinealidad, normalidad, homocedasticidad y linealidad. La **Tabla 5** ofrece una comparación sintética del ajuste global de ambos modelos.

Tabla 3 Coeficientes de los modelos de regresión lineal múltiple con intervalos de confianza (IC 95 %)

Modelo	Predictor	β no est. (EE)	β est.	<i>t</i>	<i>p</i>	IC 95 %
M1: AdopTDRent	MotivaciónTD	0.547 (0.126)	0.487	4.339	< .001	[0.295, 0.799]
	CostoTDAop	0.091 (0.089)	0.104	1.020	.312	[-0.087, 0.269]
	DispCompDatos	0.226 (0.089)	0.273	2.554	.013	[0.048, 0.404]
M2: EtapaInnovTED	AccesoInternet	0.029 (0.040)	0.097	0.717	.477	[-0.051, 0.109]
	CalifApoyoInstTD	0.061 (0.048)	0.151	1.271	.209	[-0.035, 0.157]
	PrepAdopTD	0.166 (0.041)	0.522	4.031	< .001	[0.084, 0.248]

Nota. M1: $R^2 = .476$; R^2 ajustado = .447; $F(3, 56) = 16.93$; $p < .001$. M2: $R^2 = .459$; R^2 ajustado = .430; $F(3, 56) = 15.82$; $p < .001$. IC 95 % basados en la distribución *t* de Student. Los intervalos se calcularon como β no est. $\pm t$ crítico $\times$ EE, con *t* crítico ≈ 2.003 y 56 grados de libertad.

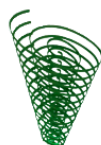
Fuente: elaboración propia a partir del análisis estadístico de los datos (JASP, v. 0.98.1).

Tabla 4 Diagnóstico de supuestos de los modelos de regresión lineal múltiple

Supuesto	Indicador / prueba	Modelo 1: AdopTDRent	Modelo 2: EtapaInnovTED	Criterio	Conclusión
Supuesto	Indicador / prueba	Modelo 1: AdopTDRent	Modelo 2: EtapaInnovTED	Criterio	Conclusión
Multicolinealidad	VIF	1.12–1.85	1.12–1.85	VIF < 5	Sin multicolinealidad
Normalidad de residuos	Gráfico Q-Q / P-P	Distribución normal	Distribución normal	Residuos alineados a la diagonal	Cumplido
Homocedasticidad	Residuos vs. valores pronosticados	Sin patrón sistemático	Sin patrón sistemático	Ausencia de patrón sistemático	Cumplido
Linealidad	Residuos vs. valores pronosticados	Sin patrón sistemático	Nube aleatoria, sin curvatura	Ausencia de curvatura o patrón sistemático	Cumplido

Nota. VIF = Factor de Inflación de la Varianza. La normalidad de los residuos, la homocedasticidad y la linealidad se evaluaron mediante inspección gráfica. Los valores de VIF oscilaron entre 1.12 y 1.85, para ambos modelos por debajo del umbral de 5 establecido en el análisis.

Fuente: elaboración propia a partir del análisis estadístico de los datos (JASP, v. 0.98.1).

**Tabla 5** Resumen comparativo de los modelos de regresión lineal múltiple

Modelo	Variable dependiente	R	R ²	R ² ajustado	F(3,56)	p	Predictores significativos
M1	AdopTDRent	.690	.476	.447	16.93	< .001	MotivaciónTD; DispCompDatos
M2	EtapalnnovTED	.677	.459	.430	15.82	< .001	PrepAdopTD

Nota. M1 corresponde al modelo de percepción de rentabilidad de la adopción de IA y M2 al modelo de madurez tecnológica. Los predictores se consideran estadísticamente significativos cuando $p < .05$.

Fuente: elaboración propia a partir del análisis estadístico de los datos (JASP, v. 0.98.1).

Las Tablas 3, 4 y 5 muestran los coeficientes, el diagnóstico de supuestos y el ajuste global de los dos modelos de regresión. El **Modelo 1**, centrado en la percepción de rentabilidad de la adopción de IA, identifica la motivación del productor y la disposición a compartir datos como las condiciones internas asociadas con este resultado, mientras que el **Modelo 2**, orientado a la madurez tecnológica, señala la preparación para la adopción como el principal factor asociado. En contraste, el costo de adopción en M1 y el apoyo institucional y acceso a internet en M2 no presentaron asociaciones estadísticamente significativas.

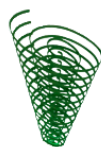
Esos resultados coinciden con la literatura internacional sobre utilidad esperada y preparación de usuarios (Nguyen *et al.*, 2023; Ogutu & Cavane, 2026; Parra-López *et al.*, 2024; Zhang *et al.*, 2024). En particular, la relevancia de la motivación se alinea con el modelo UTAUT2, y la preparación tecnológica refuerza la perspectiva de capacidades organizacionales, respaldando que la sola disponibilidad de infraestructura resulta insuficiente sin competencias técnicas (Ahmad *et al.*, 2024), donde las instituciones educativas fungen como facilitadoras (Romero-Hidalgo *et al.*, 2024). Así, la incorporación de IA depende de condiciones internas más que de apoyos externos aislados.

La ausencia de significancia estadística en el acceso a internet y el apoyo institucional no implica su irrelevancia dentro del modelo estimado. La evidencia cualitativa muestra una alta disposición a la colaboración interinstitucional que contrasta con severas barreras económicas y regulatorias (Alkhwaldi *et al.*, 2026; Kasereka *et al.*, 2026; Miller *et al.*, 2025; Nagy *et al.*, 2025). Por tanto, en el contexto de la Región Ciénega, las capacidades internas adquieren un rol compensatorio crucial cuando las condiciones estructurales de apoyo no se traducen en mecanismos concretos de implementación.

3. Análisis configuracional (fsQCA) de trayectorias de adopción

Respecto a las configuraciones asociadas a la adopción, el análisis de condiciones necesarias mostró que la rentabilidad asociada a la adopción, la motivación y la disponibilidad de datos alcanzaron consistencias de 0.999, constituyéndose en condiciones para alcanzar niveles de madurez tecnológica. Asimismo, los costos de adopción (0.954), las habilidades tecnológicas





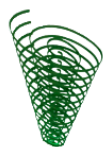
(0.954) y la complejidad tecnológica (0.909) también superaron el umbral de necesidad. No obstante, todas estas condiciones presentaron coberturas reducidas (0.137- 0.218), indicando que, aunque necesarias, poseen una capacidad explicativa limitada cuando se analizan individualmente. Por el contrario, el apoyo institucional (0.639) y el apoyo financiero (0.504) no alcanzaron el umbral requerido para considerarse condiciones necesarias.

El análisis de suficiencia obtuvo una consistencia global de 0.928 y una cobertura de 0.921, explicando el 92.1 % de los casos exitosos. La configuración con mayor cobertura (0.680) combina motivación, habilidades tecnológicas y disponibilidad de datos, mientras que una segunda configuración (0.679) demostró que, incluso en ausencia de apoyo institucional, la combinación de motivación y gestión de datos lleva a elevados niveles de avance tecnológico. Por último, las configuraciones asociadas que integran preparación tecnológica, habilidades técnicas y apoyo institucional alcanzaron una consistencia de 1.000, aunque con una cobertura cercana al 22 % (muestra que esta configuración es atribuible a la percepción de un subconjunto reducido de productores). Mientras los modelos lineales muestran que el apoyo institucional no ejerce un efecto directo sobre la adopción, el análisis configuracional demostró que dicho apoyo adquiere relevancia, pero cuando se combina con altos niveles de preparación tecnológica y habilidades técnicas.

El análisis de condiciones necesarias y suficientes corrobora la existencia de una lógica de equifinalidad, al demostrar que no existe una única ruta para alcanzar la madurez tecnológica en los productores del sector agrícola. Que la rentabilidad, la motivación y la disponibilidad de datos alcancen consistencias de 0.999 denota que la intención de uso de la IA no se activa de forma abstracta, sino cuando el productor percibe utilidad económica directa, lo que concuerda con estudios internacionales que confirman que los productores adoptan tecnologías cuando prevén ganancias concretas en desempeño y reducción de incertidumbre ante riesgos climáticos o productivos (Nguyen *et al.*, 2023; Ogutu & Cavane, 2026; Parra-López *et al.*, 2024; Zhang *et al.*, 2024).

La segunda ruta configuracional constituye la principal contribución del estudio, al demostrar que la motivación y la gestión de datos, según la percepción de productores, generan alta innovación aun sin el suficiente apoyo institucional. Mientras la literatura en economías en desarrollo asume que las políticas públicas son indispensables y las capacidades internas solo un complemento (Alkhwaldi *et al.*, 2026; Kasereka *et al.*, 2026; Madanaguli *et al.*, 2024; Miller *et al.*, 2025), en esta investigación se deduce que, ante la debilidad institucional, las capacidades internas actúan como un mecanismo de compensación indispensable. Ese resultado respalda el enfoque de capacidades dinámicas,





donde la ventaja competitiva reside en movilizar información en entornos volátiles (Holzinger *et al.*, 2024).

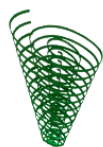
4. Triangulación con evidencia cualitativa

La triangulación de la regresión múltiple, el análisis configuracional mediante fsQCA y la evidencia cualitativa permite interpretar la adopción de IA y el avance de la madurez tecnológica como procesos multinivel y configuracionales. Mientras la regresión identifica asociaciones entre condiciones específicas y el fsQCA muestra combinaciones de condiciones, la evidencia cualitativa permite contextualizar y contrastar que en la Región Ciénega las capacidades internas para la incorporación tecnológica son relevantes. La motivación, la preparación y la gestión de información adquieren especial importancia cuando las condiciones externas de apoyo presentan limitaciones. Esa interpretación es consistente con la perspectiva de capacidades dinámicas de (Ahmad *et al.*, 2024; Holzinger *et al.*, 2024), quienes destacan que la disponibilidad de infraestructura resulta insuficiente cuando no existe capacidad para utilizarla y absorber conocimiento tecnológico. Asimismo, coincide con (Le Coq *et al.*, 2024; Vargas-Canales, 2023), quienes documentan asimetrías territoriales que condicionan la incorporación de tecnologías en el sector agroalimentario mexicano.

La evidencia cualitativa confirma la relación entre las condiciones macro y la madurez tecnológica. Aunque el apoyo institucional y la infraestructura no mostraron asociaciones estadísticas directas en el modelo de regresión, las restricciones económicas, regulatorias y de acceso tecnológico identificadas cualitativamente son congruentes con la literatura internacional que señala la importancia del entorno institucional para la transformación digital en economías emergentes (Alkhwaldi *et al.*, 2026; Kasereka *et al.*, 2026; Madanaguli *et al.*, 2024; Miller *et al.*, 2025; Nagy *et al.*, 2025). Por tanto, su papel puede interpretarse como contextual y articulador, más que como un predictor directo dentro de los modelos estimados.

Finalmente, la convergencia entre fsQCA y los resultados cualitativos respaldan una lógica de equifinalidad: distintas combinaciones de recursos y capacidades pueden asociarse con el avance tecnológico. Esa interpretación es consistente con la literatura sobre difusión e incorporación progresiva de innovaciones (Andi & Nurlaili, 2026; Barman *et al.*, 2026; Lashkareva & Lashkarev, 2026), que señala que el avance tecnológico desplaza progresivamente las exigencias desde condiciones estructurales iniciales hacia capacidades organizacionales, analíticas y de capital humano.



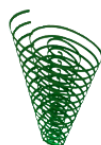


La triangulación confirma que la incorporación de IA no sigue una trayectoria única ni puede explicarse mediante una condición aislada. Los resultados confluyen en una interpretación en la que las capacidades micro y meso percibidas favorecen la materialización de la adopción, mientras que las condiciones macro configuran el contexto en el que dichas capacidades pueden desplegarse. De ese modo, la evidencia cualitativa aporta contraste y contexto a los resultados estadísticos y configuracionales reflejando las valoraciones y percepciones de los productores y actores, sin establecer relaciones causales más allá de las estimadas.

Conclusiones

1. La adopción de IA y el avance en la madurez tecnológica de los agronegocios en la Región Ciénega responden primordialmente al desarrollo de capacidades internas como la motivación organizacional, la preparación tecnológica y la gestión estratégica de datos. La disponibilidad de herramientas digitales por sí sola resulta insuficiente; la transformación hacia modelos productivos alineados con la agricultura circular requiere que la incorporación tecnológica se base en la apropiación y capacidad operativa interna de las unidades agrícolas.
2. Las condiciones contextuales y los factores del entorno, incluyendo el respaldo institucional, la conectividad y la disponibilidad de financiamiento, operan como elementos habilitadores y no como condiciones suficientes de la adopción tecnológica. Su efectividad está condicionada a la articulación con las capacidades organizacionales e individuales y con procesos continuos de formación y apropiación tecnológica.
3. En el plano metodológico, la integración de análisis multivariados lineales con enfoques configuracionales demuestra la existencia de una lógica de equifinalidad en los procesos de innovación. Distintas combinaciones de condiciones internas y externas pueden conducir a niveles equivalentes de adopción en la Región Ciénega, ampliando la capacidad explicativa del marco teórico tecnología-organización-entorno en contextos agrícolas heterogéneos.
4. El diseño transversal del estudio limita la determinación de causalidad temporal al identificar asociaciones y configuraciones en un momento puntual. En consecuencia, las variables examinadas deben entenderse como factores asociados a la adopción y no como sus causas directas, lo que plantea desarrollar investigaciones longitudinales para establecer trayectorias de adopción y relaciones causales a lo largo del tiempo.
5. Aunque la muestra intencional está justificada, la generalización de los resultados es limitada y refleja las particularidades institucionales, tecnológicas y productivas de esa región. Se requieren estudios comparativos en otras regiones para la aplicabilidad de los resultados y





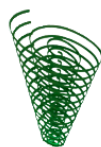
evaluar en qué medida las configuraciones identificadas se replican en contextos agrícolas con características socioeconómicas y de infraestructura diferentes.

6. En materia de política pública, se requiere reorientar los esquemas de intervención, desplazando el énfasis tradicional centrado en subsidios de infraestructura tecnológica hacia estrategias integrales de desarrollo de capacidades. Las acciones gubernamentales y sectoriales deben articular el financiamiento y la infraestructura con la capacitación continua, la asistencia técnica y la gestión de datos, y estructurar apoyos diferenciados en función del nivel de madurez tecnológica alcanzado por las unidades productivas.

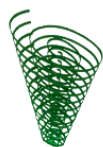
Referencias

- Abad, A., Maaz, M., Shamsi, M. S., & Tariq, S. (2024, del 4 al 6 de julio). Artificial intelligence and agriculture: Unveiling adoption patterns through UTAUT2 [conferencia]. *2024 1st International Conference on Sustainable Computing and Integrated Communication in the Evolving AI Landscape, Greater Noida, India*. <https://doi.org/10.1109/icscai61790.2024.10866698>
- Ahmad, A., Liew, A. X. W., Venturini, F., Kalogeris, A. P., Candiani, A., Di Benedetto, G., Ajibola, S., Cartujo, P., Romero, P., Lykoudi, A., Grandis, M., Xouris, C., Lo Bianco, R., Doddy, I., Elegbede, I., Labate, G., Moral, L. G. D., & Martos, V. M. (2024). AI can empower agriculture for global food security: Challenges and perspectives in developing countries. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7, 1328530. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1328530>
- Alkhwaldi, A., Noteboom, C., & Abdulmuhsin, A. A. (2026, del 19 al 22 de abril). Understanding farmers' adoption of artificial intelligence in agriculture: A systematic review and sociotechnical model based on Midwestern farming systems[conferencia]. *2026 IEEE Conference on Technologies for Sustainability (SusTech)*, Los Angeles, Estados Unidos. <https://doi.org/10.1109/sustech67720.2026.11536369>
- Andi, W., & Nurlaili, N. (2026). Rethinking agricultural innovation diffusion: A systematic literature review on extension, digitalization, and climate-smart practices. *Journal of Agricultural Extension*, 30(1), 79-93. <https://doi.org/10.4314/jae.v30i1.8>
- Assimakopoulos, F., Vassilakis, C., Margaris, D., Kotis, K., & Spiliotopoulos, D. (2024). Artificial intelligence tools for the agricultural value chain: Current state and perspectives. *Electronics*, 13(22), 4362. <https://doi.org/10.3390/electronics13224362>



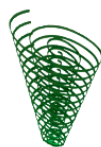


- Barman, B., Singh, R., Padaria, R., Nain, M. S., Quader, S. W., & Praveen, K. V. (2026). A qualitative synthesis of barriers to Agriculture 4.0 adoption: Evidence from a systematic literature review. *Discover Agriculture*, 4, 1-27. <https://doi.org/10.1007/s44279-026-00505-7>
- Cagno, E., Morioka, S. N., Neri, A., & Lopes de Souza, E. (2025). Understanding how circular economy practices and digital technologies are adopted and interrelated: A broad empirical study in the manufacturing sector. *Resources, Conservation and Recycling*, 226, 108172. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2025.108172>
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P., & Ray, S. (2021). *Evaluation of reflective measurement models*. Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-80519-7>
- Holzinger, A., Fister, I., Fister, I., Kaul, H.-P., & Asseng, S. (2024). Human-centered AI in smart farming: Towards agriculture 5.0. *IEEE Access*, 12, 62199–62213. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3395532>
- Kasereka, S., Mbayandjambe, A. M., Bazie, I. G., Zeufack, H. F., Ocama, O. V., Hassan, E., Kyamakya, K., & Tashev, T. (2026). From IoT to AIoT: Evolving agricultural systems through intelligent connectivity in low-income countries. *Future Internet*, 18(2), 82-96. <https://doi.org/10.3390/fi18020082>
- Lashkareva, O., & Lashkarev, A. I. (2026). Transformation of human capital in the context of digitalization of the agricultural sector in Kazakhstan. *Newsletter of North-Caucasus Federal University*, 1(1), 77-84. <https://doi.org/10.37493/2307-907X.2026.1.9>
- Le Coq, J-F, Goulet, F., Bert, F., Van Loon, J., & Martínez-Baron, D. (Ed.). (2024). *Transición digital en agricultura y políticas públicas en América Latina*. Editoriais Ltda. <https://repositorio.iica.int/items/055f55fa-55d6-4afd-9adc-97829eb71677>
- Madanaguli, A., Sjödin, D., Parida, V., & Mikalef, P. (2024). Artificial intelligence capabilities for circular business models: Research synthesis and future agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 200, 123189. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.123189>
- Miller, T., Mikiciuk, G., Durlik, I., Mikiciuk, M., Łobodzińska, A., & Śnieg, M. (2025). The IoT and AI in Agriculture: The Time Is Now—A Systematic Review of Smart Sensing Technologies. *Sensors*, 25(12), 3583. <https://doi.org/10.3390/s25123583>
- Monsalve-Castro, C., Ramírez, R. I., Fajardo, E. J., & Soto, G. P. (2025). Artificial intelligence as a driver of green innovation adoption in the agricultural sector: Evidence from an emerging



- economy. *Cogent Business & Management*, 12(1), 2575261.
<https://doi.org/10.1080/23311975.2025.2575261>
- Montes de Oca, O., Pannell, D. J., & Llewellyn, R. (2021). Understanding the adoption of innovations in agriculture: A review of selected conceptual models. *Agronomy*, 11(1), 139- 151.
<https://doi.org/10.3390/agronomy11010139>
- Muñoz, R., Lacovone, L., Olaberría, E., & Pereira, M. (2022). *Productivity growth in Mexico: Understanding main dynamics and key drivers*. World Bank.
<http://hdl.handle.net/10986/37190>
- Nagy, A., Tumiwa, J., Arie, F., László, E., Alsoud, A. R., & Al-Dalahmeh, M. (2025). A meta-analysis of the impact of TOE adoption on smart agriculture SMEs' performance. *PLOS ONE*, 20(2), e0310105. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0310105>
- Nguyen, L. L. H., Khuu, D. T., Halibas, A., & Nguyen, T. Q. (2023). Factors influencing smallholder rice farmers' intention to adopt cleaner production practices: An empirical study on precision agriculture adoption. *Evaluation Review*, 48(4), 692–735.
<https://doi.org/10.1177/0193841X231200775>
- Nikou, S., Mezei, J., Liguori, E., & Tarabishy, A. (2024). FsQCA in entrepreneurship research: Opportunities and best practices. *Journal of Small Business Management*, 62(3), 1531–1548.
<https://doi.org/10.1080/00472778.2022.2147190>
- Ogutu, C. A., & Cavane, E. (2026). Mediated influence of digital agricultural technologies on climate-smart farming decisions among smallholder farmers in sub-Saharan Africa: A systematic review. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 10, 1-21.
<https://doi.org/10.3389/fsufs.2026.1818609>
- Parra-López, C., Abdallah, S. B., Garcia-Garcia, G., Hassoun, A., Sánchez-Zamora, P., Trollman, H., Jagtap, S., & Carmona-Torres, C. (2024). Integration of digital technologies in agriculture for climate change adaptation and mitigation: State of the art and future perspectives. *Computers and Electronics in Agriculture*, 226, 109412.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109412>
- Petcu, M. A., Sobolevski-David, M. I., Curea, S.C., & Moise, D.F. (2024). Integration of artificial intelligence in sustainable agriculture development: Applications and challenges in the resource-based theory approach. *Electronics*, 13(23), 4580.
<https://doi.org/10.3390/electronics13234580>



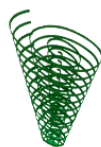


- Ragin, C. C. (2008). *Redesigning social inquiry: Fuzzy sets and beyond*. University of Chicago Press.
<https://press.uchicago.edu/ucp/books/book/chicago/R/bo5973952.html>
- Romero-Hidalgo, J. A., Isirdia-Lachica, P. C., Rodríguez-Carvajal, R. A., Hernández-Gómez, G., Gallegos-Muñoz, A., Monje, J. J., López, P. L., & Rodríguez, R. A. (2024). Absorptive capacities of digital transformation technologies in the agribusiness of Guanajuato. *Revista de Gestão Social e Ambiental*, 18(9), e08159. <https://doi.org/10.24857/rqsa.v18n9-159>
- Shang, L., Heckelei, T., Gerullis, M. K., Börner, J., & Rasch, S. (2021). Adoption and diffusion of digital agricultural technologies—Integrating farm-level evidence and system interaction. *Agricultural Systems*, 190, 103074. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2021.103074>
- Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). *The processes of technological innovation*. Lexington Books.
https://www.researchgate.net/publication/291824703_Technological_Innovation_as_a_Process
- Vargas-Canales, J. M. (2023). Technological capabilities for the adoption of new technologies in the Mexican agri-food sector. *Agriculture*, 13(6), 1177. <https://doi.org/10.3390/agriculture13061177>
- Velasco-Muñoz, J. F., Mendoza, J. M., Aznar-Sánchez, J. A., & Gallego-Schmid, A. (2021). Circular economy implementation in the agricultural sector: Definition, strategies, and indicators. *Resources, Conservation and Recycling*, 170, 105618. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2021.105618>
- Zhang, X., Yang, Q., Mamun, A. A., Masukujjaman, M., & Masud, M. M. (2024). Acceptance of new agricultural technologies among rural smallholders. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, 1034. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-04163-2>

Conflicto de interés

El autor de correspondencia, en representación propia y del colectivo de autores, declara que el presente manuscrito es un trabajo original que no ha sido enviado ni se encuentra en proceso de evaluación o publicación en otra revista. Se declara la ausencia de conflictos de interés de carácter personal, financiero, institucional o de cualquier otra índole que hayan influido en la realización, análisis o resultados de la investigación. Asimismo, los autores asumen la responsabilidad total sobre los contenidos, datos y afirmaciones del artículo, asegurando la ausencia de plagio, autoplagio o faltas a la ética científica.





Declaración de contribuciones de los autores

Esteban Eduardo Méndez Palos. Conceptualización - Ideas; formulación o evolución de metas y objetivos generales de investigación. Metodología. Análisis formal. Investigación. Curación de datos. Redacción – borrador original.

Paola Irene Mayorga Salamanca. Conceptualización – Ideas. Análisis formal. Redacción – revisión y edición. Visualización. Supervisión.

Martha Elba Palos Sosa. Conceptualización – Ideas. Validación. Redacción – revisión y edición. Administración del proyecto. Adquisición de fondos.

Editado por: Dr. C. Ariel Zamora Ferriol.

