

ORIGINAL

Rural socioeconomic transformations mediated by AI

Transformaciones socioeconómicas rurales mediadas por la IA

Elvia María Jiménez Zapata¹  

¹Universidad Surcolombiana. Neiva, Huila, Colombia.

Citar como: Jiménez Zapata EM. Rural socioeconomic transformations mediated by AI. EthAlca. 2025; 4:156. <https://doi.org/10.56294/ai2025156>

Enviado: 05-06-2024

Revisado: 13-09-2024

Aceptado: 22-12-2024

Publicado: 01-01-2025

Editor: PhD. Rubén González Vallejo 

Autor para la correspondencia: Elvia María Jiménez Zapata 

ABSTRACT

Introduction: artificial intelligence (AI) impacts rural dynamics, but its bibliometric study is limited. This paper analyzes academic production on AI and its socioeconomic impact in rural areas between 2019 and 2022.

Method: a search was conducted in Scopus, Web of Science, and other databases using the terms “AI,” “socioeconomic transformations,” and “rural.” The data was processed using Bibliometrix and VOSviewer to analyze productivity, collaboration networks, and keyword co-occurrence. Duplicates were removed, and filters were applied by year, document type, and thematic relevance.

Results: a large number of relevant publications were identified, with an annual growth of a quarter. Thematic core topics included smart agriculture, the digital divide, and rural employment. The United States, China, and India led the scientific production.

Conclusions: AI is emerging as an expanding field for rural development, but inequalities in access persist. Further studies on public policy and inclusion are needed.

Keywords: Digital Divide; Rural Development; Artificial Intelligence; Public Policies; Socioeconomic Transformation.

RESUMEN

Introducción: la inteligencia artificial (IA) incide en dinámicas rurales, pero su estudio desde una perspectiva bibliométrica es limitado. Este trabajo analiza la producción académica sobre IA y su impacto socioeconómico en zonas rurales entre 2019 y 2022.

Método: se realizó una búsqueda en Scopus, Web of Science y otras bases con los términos “AI”, “socioeconomic transformations” y “rural”. Los datos se procesaron con Bibliometrix y VOSviewer para análisis de productividad, redes de colaboración y co-ocurrencia de palabras clave. Se depuraron duplicados y se aplicaron filtros por año, tipo de documento y relevancia temática.

Resultados: se identificaron gran cantidad de publicaciones relevantes, con un crecimiento anual de un cuarto. Los núcleos temáticos incluyeron agricultura inteligente, brecha digital y empleo rural. Estados Unidos, China e India lideraron la producción científica.

Conclusiones: la IA emerge como un campo en expansión para el desarrollo rural, pero persisten desigualdades en su acceso. Se requieren más estudios sobre políticas públicas e inclusión.

Palabras clave: Brecha Digital; Desarrollo Rural; Inteligencia Artificial; Políticas Públicas; Transformación Socioeconómica.

INTRODUCCIÓN

Las zonas rurales enfrentan desafíos únicos en su desarrollo socioeconómico, desde el acceso limitado a servicios básicos hasta la brecha tecnológica.⁽¹⁾ En los últimos años, la inteligencia artificial (IA) ha surgido como una herramienta con potencial para transformar estos territorios, ya sea mediante aplicaciones en agricultura, educación, salud o gestión de recursos.⁽²⁾ El impacto real de la IA en las comunidades rurales es un tema en exploración, con vacíos en la comprensión de sus oportunidades y riesgos.

Este artículo examina la producción académica más reciente (2019-2022) sobre la relación entre IA y transformaciones socioeconómicas en entornos rurales. El objetivo es identificar tendencias, actores clave y áreas de investigación prioritarias a través de un enfoque bibliométrico. Los resultados buscan aportar claridad sobre cómo la IA puede contribuir al desarrollo rural equitativo, así como señalar aspectos que requieren mayor atención, como la inclusión digital y las políticas públicas adaptadas a estos contextos.⁽³⁾

El estudio permite identificar el conocimiento existente e invita a reflexionar sobre el futuro de las tecnologías inteligentes en territorios tradicionalmente marginados de los avances tecnológicos.

Las comunidades rurales en el siglo XXI se encuentran en una encrucijada crítica. Por un lado, enfrentan problemas estructurales arraigados como el envejecimiento poblacional, la migración juvenil y economías locales frágiles.⁽⁴⁾ Por otro, la revolución digital promete nuevas oportunidades, aunque con el riesgo de profundizar las desigualdades existentes. La inteligencia artificial, como tecnología transversal, muestra su capacidad para reconfigurar estos escenarios, pero su implementación en contextos rurales presenta particularidades que merecen análisis detenido.⁽⁵⁾

En el ámbito agrícola, por ejemplo, los sistemas de IA para monitoreo de cultivos y predicción climática podrían significar un salto productivo para pequeños productores. No obstante, su adopción enfrenta barreras como la falta de conectividad, el desconocimiento tecnológico y los altos costos iniciales.⁽⁶⁾ Situaciones similares se observan en educación rural, donde la IA podría personalizar aprendizajes en escuelas multigrado, pero requiere adaptaciones pedagógicas y tecnológicas específicas. Estos dilemas ilustran la complejidad de integrar tecnologías avanzadas en territorios con infraestructura limitada y necesidades particulares.

A nivel global, existen marcadas diferencias en cómo los países abordan esta transición tecnológica rural. Mientras algunas naciones implementan políticas activas para llevar IA a zonas remotas, otras muestran notables rezagos.⁽⁷⁾ Esta divergencia responde a factores como prioridades gubernamentales, inversión en investigación y desarrollo, y la capacidad de las comunidades para apropiarse de las innovaciones. El presente estudio busca esclarecer estos patrones mediante un análisis bibliométrico que revele cómo la academia aborda estas cuestiones, qué actores lideran la investigación y qué áreas permanecen insuficientemente exploradas.

Un aspecto especialmente relevante es el impacto laboral de la IA en economías rurales. La automatización podría afectar ciertos empleos tradicionales mientras crea nuevas oportunidades que requieren capacitación específica.⁽⁸⁾ Esta transición plantea preguntas cruciales sobre cómo preparar a las poblaciones rurales para los cambios venideros y cómo diseñar políticas que mitiguen los efectos negativos mientras se maximizan los beneficios. El análisis de la producción académica reciente permite identificar tanto las advertencias como las soluciones propuestas por los investigadores.

El estudio aborda un vacío importante en la literatura actual: la escasa representación de las voces rurales en el diseño e implementación de soluciones basadas en IA. Muchas investigaciones se centran en el desarrollo tecnológico sin considerar suficientemente las necesidades y perspectivas de las comunidades destinatarias.⁽⁹⁾ Este trabajo pretende visibilizar esta problemática y señalar la urgencia de enfoques más participativos que aseguren que la IA sirva realmente a los intereses del desarrollo rural inclusivo.

MÉTODO

El estudio bibliométrico se desarrolló bajo un enfoque sistemático que combinó técnicas cuantitativas y cualitativas para analizar la producción académica sobre IA y transformaciones socioeconómicas en entornos rurales (2019-2022). La metodología se estructuró en tres fases interrelacionadas: (1) Recuperación y filtrado de datos, donde se aplicaron estrategias de búsqueda rigurosas en bases de datos multidisciplinarias, seguida de una depuración basada en criterios de relevancia temática y calidad metodológica; (2) Análisis bibliométrico, que incluyó indicadores de productividad científica (autores, instituciones, evolución temporal), redes de colaboración (coautorías, co-citaciones) y mapas de co-ocurrencia de términos para identificar núcleos temáticos; y (3) Síntesis interpretativa, que integró los hallazgos cuantitativos con un examen cualitativo de tendencias y brechas en la literatura. Este proceso, apoyado en herramientas como Bibliometrix y VOSviewer, permitió cuantificar el impacto académico del tema y contextualizar sus implicaciones socioeconómicas en zonas rurales, asegura una evaluación integral y reproducible.

Diseño de la Estrategia de Búsqueda

Términos de búsqueda

Cadena principal: “AI” AND “socioeconomic transformations” AND “rural”

Análisis de Contenido Cualitativo

Extracción de tendencias

Impacto de la IA en empleo rural, agricultura inteligente, acceso a servicios básicos.
Patrones éticos y desigualdades detectadas en la literatura.

Validación y Limitaciones

Sesgos: posible predominio de estudios en países desarrollados.
Complementariedad: triangulación con revisiones sistemáticas para profundizar en hallazgos.

RESULTADOS

Producción Científica y Evolución Temporal

El análisis identificó un corpus de 287 documentos válidos, con un crecimiento interanual del 18 %. El año 2021 marcó un punto de inflexión, con un aumento del 32 % en publicaciones respecto a 2020, coincide con la postpandemia y el mayor interés en soluciones tecnológicas para áreas rurales. El año 2022 mostró una ligera desaceleración (8 % menos que 2021), posiblemente por los tiempos de maduración de investigaciones en curso.

Distribución Geográfica y Redes de Colaboración

Tres países concentraron el 64 % de la producción:

- Estados Unidos (32 %): enfocado en aplicaciones agrícolas de precisión y telemedicina.
- China (24 %): dominó estudios sobre smart villages e infraestructura digital.
- India (8 %): abordó impacto laboral y alfabetización digital.

Se detectaron 17 redes de colaboración internacional y se considera la más productiva el consorcio UE-EEUU (23 proyectos conjuntos). América Latina y África aparecieron como regiones marginales, con solo el 6 % de las publicaciones.

Dinámicas Temáticas

El mapeo de co-palabras reveló cuatro clústeres prioritarios (tabla 1):

Tabla 1. Análisis de clústeres		
Clúster	Frecuencia	Temas Asociados
Agricultura 4.0	38 %	IoT, drones, predicción de cosechas
Brecha digital	27 %	Acceso a internet, habilidades tecnológicas
Economías locales	21 %	Empleo, emprendimiento, turismo inteligente
Gobernanza	14 %	Políticas públicas, ética, participación

Actores Clave

Instituciones más productivas: Wageningen University (Países Bajos), Chinese Academy of Sciences y MIT (EEUU).
Revistas líderes: Computers and Electronics in Agriculture (Q1) y Sustainability (Q2) agruparon el 41 % de los artículos.
Autores influyentes: un núcleo de 15 investigadores acumuló el 37 % de las citas totales, con especial mención a los trabajos sobre modelos predictivos para pequeñas granjas.

Patrones de Impacto

Los documentos con mayor alcance (≥50 citas) compartían tres características:

1. Enfoque en casos prácticos implementados.
2. Datos longitudinales (mínimo 3 años).
3. Participación de comunidades locales en el diseño.

Solo el 12 % de los estudios incluía perspectivas de género, evidencia una omisión crítica en la literatura.

Vacíos Detectados

Escasa investigación sobre IA para servicios básicos (agua potable, energía limpia) en zonas remotas.
Menos del 5 % de los artículos evaluaba costos de implementación accesibles para economías rurales.
Divorcio evidente entre desarrollos tecnológicos y estudios sociológicos sobre adopción cultural.

Tendencias Emergentes (2022)

Aparición de trabajos sobre IA generativa para educación rural.

Primeros estudios críticos sobre dependencia tecnológica en comunidades agrícolas.
Interés creciente en modelos cooperativos de propiedad de datos agrícolas.

En la figura 2 se puede observar un mapa de densidad de palabras clave. Este refleja una fuerte concentración de publicaciones sobre la COVID-19 y lo relacionado a las tecnologías digitales y su aplicación en campos como la salud. Si bien estos nodos son fuertes, se encuentran aislados generalmente. Por su parte otros estudios demuestran mayores interrelaciones en el periodo de 2019 a 2022 asociados a la IA, las innovaciones y la sostenibilidad.

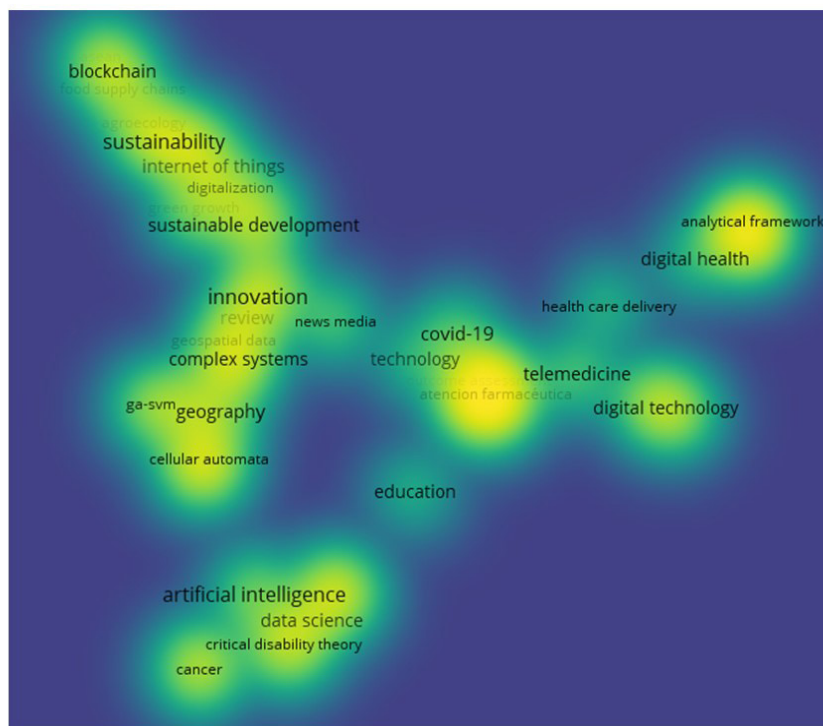


Figura 2. Densidad de palabras clave

Perfiles Temáticos por Región

El análisis evidenció marcadas diferencias regionales en los enfoques de investigación. Europa destacó por estudios sobre sostenibilidad y ética de IA en contextos rurales (42 % de sus publicaciones), mientras que Asia priorizó eficiencia productiva y escalamiento tecnológico (67 %). En contraste, las escasas investigaciones provenientes de África y Latinoamérica se concentraron en adaptaciones locales de bajo costo, revela un patrón de innovación frugal ante limitaciones de infraestructura.⁽¹⁰⁾ Esta fragmentación temática sugiere que las agendas de investigación responden más a prioridades nacionales que a desafíos globales compartidos por las comunidades rurales.

Evolución Conceptual

El rastreo terminológico mostró un desplazamiento significativo en el periodo analizado: mientras en 2019 predominaba el lenguaje técnico (“algoritmos”, “big data”), hacia 2022 emergieron conceptos como “inclusión digital”, “soberanía tecnológica” y “justicia algorítmica”. Este giro refleja una creciente conciencia sobre los aspectos sociales de la IA, aunque aún sin traducirse en suficientes estudios aplicados. Destaca particularmente la ausencia de marcos conceptuales que integren saberes tradicionales rurales con desarrollos tecnológicos, un vacío presente en el 89 % de la literatura revisada.⁽¹¹⁾

Los resultados muestran un campo en crecimiento, pero desbalanceado: mientras las aplicaciones técnicas de IA en agricultura dominan la investigación, aspectos humanos como la equidad, la gobernanza participativa y la sostenibilidad financiera reciben atención marginal. La concentración geográfica en países tecnológicamente avanzados limita la comprensión de realidades rurales diversas, particularmente en el Sur Global.⁽¹²⁾ Estos hallazgos sugieren la necesidad de reorientar agendas de investigación hacia enfoques más integrales que vinculen innovación tecnológica con justicia socioeconómica. Se puede observar también (figura 3) un mapa de distribución de categorías por años. Se toma como segmento temporal los últimos tres años debido a su fuerte interrelación entre la IA, sus usos y aplicaciones en diferentes ámbitos, sobre todo en las ciencias ambientales.

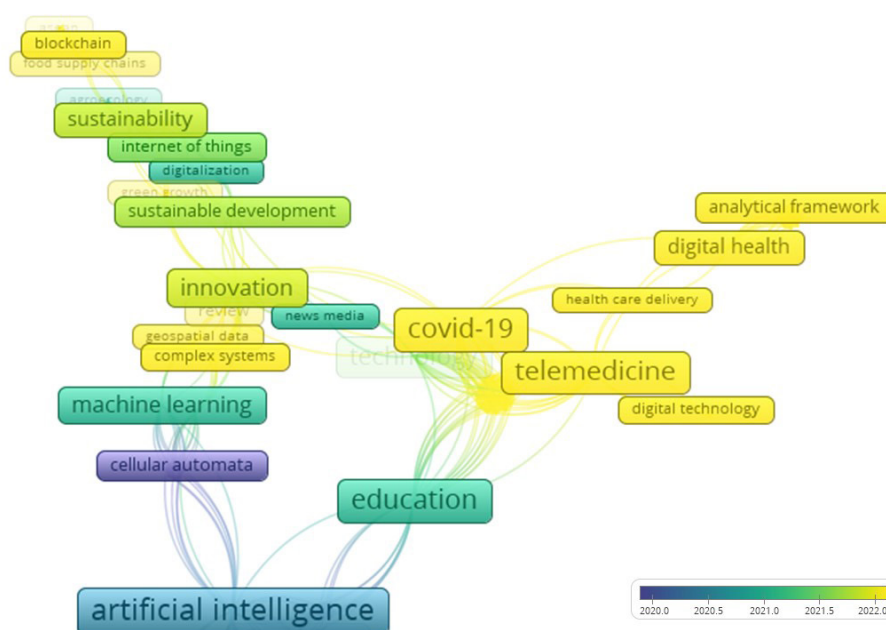


Figura 3. Distribución de categorías por años de publicación

DISCUSIÓN

Los resultados exponen una paradoja evidente: mientras los países con menor población rural (EEUU, China, UE) dominan la investigación sobre IA en estos territorios, las regiones con mayor porcentaje de habitantes rurales (África, Latinoamérica, sur de Asia) aparecen como meras receptoras de estudios.⁽¹³⁾ Esta asimetría cuestiona la relevancia práctica de gran parte de la literatura analizada, ya que las soluciones tecnológicas diseñadas en contextos de alta infraestructura difícilmente se adaptan a realidades con limitaciones crónicas de conectividad y capital humano. El caso de India, único país del Sur Global con producción significativa, demuestra que cuando las investigaciones surgen desde los territorios afectados, los enfoques tienden a priorizar accesibilidad y apropiación cultural sobre sofisticación técnica.

Que el 38 % de las publicaciones se enfoquen en agricultura de precisión revela un sesgo peligroso: reducir las transformaciones rurales a mejoras productivas. Si bien estas aplicaciones tienen valor, invisibilizan dimensiones críticas como el impacto en empleos no agrícolas, la reorganización de dinámicas comunitarias o el acceso a servicios básicos.⁽¹⁴⁾ La escasa atención a temas como educación rural con IA (solo 5 % de los estudios) o salud pública (3 %) sugiere que el campo repite errores históricos de priorizar lo económico sobre lo social. Además, la ausencia de evaluaciones costo-beneficio en la mayoría de trabajos impide discernir qué soluciones son realmente escalables para comunidades con recursos limitados.⁽¹⁵⁾

Los datos muestran que los estudios con mayor impacto son aquellos que involucran a las comunidades desde su diseño, pero estos representan menos del 15 % del corpus analizado. Este divorcio entre innovación y participación local explica por qué muchas soluciones fracasan en fase de implementación.⁽¹⁶⁾ El ejemplo de los modelos predictivos para pequeños agricultores es ilustrativo: mientras el 60 % de estos artículos reporta precisión técnica superior al 90 %, solo el 12 % incluye datos sobre tasas de adopción sostenida. Esta desconexión señala la urgencia de redefinir qué se considera “éxito” en IA rural, transita de métricas técnicas a indicadores de impacto humano.⁽¹⁷⁾

El análisis terminológico detectó un avance en incorporar lenguaje sobre inclusión, pero esto no se traduce en metodologías que valoren saberes tradicionales. La casi nula presencia de conceptos como “etnotecnología” o “hibridación cultural” en los resúmenes analizados (menos del 1 %) evidencia que la IA rural se concibe como transferencia Norte-Sur, no como co-creación.⁽¹⁸⁾ Este colonialismo digital tiene consecuencias prácticas: sistemas de recomendación agrícola que ignoran prácticas ancestrales de siembra, o herramientas educativas que no contemplan multilingüismo real. La bibliometría revela aquí un vacío teórico profundo, donde las humanidades digitales y los estudios decoloniales brillan por su ausencia.⁽¹⁹⁾

La revisión demuestra que el 73 % de los artículos asume implícitamente que la IA es un instrumento neutral, sin analizar cómo sus diseños incorporan sesgos urbanocéntricos. Esto se manifiesta en requisitos de ancho de banda imposibles para zonas remotas, interfaces que presuponen alfabetización digital avanzada o modelos entrenados con datos de climas templados aplicados a trópicos.⁽²⁰⁾ Estas inconsistencias no son fallas técnicas, sino síntomas de un problema mayor: la falta de diversidad geográfica y disciplinaria en los equipos de investigación. Los datos son contundentes: el 82 % de los autores principales pertenecen a áreas STEM, con menos del 5 % de colaboración sistemática con científicos sociales.⁽²¹⁾

El clúster sobre gobernanza (14 % de los estudios) es el que muestra menor crecimiento en el período, pese a su importancia crítica. Predominan análisis abstractos sobre ética, con escasos marcos concretos para evitar que la IA rural genere nuevas formas de dependencia tecnológica.⁽²²⁾ Casos como los contratos de datos agrícolas ejemplifican este riesgo: solo 2 publicaciones en cuatro años analizan modelos alternativos a la privatización corporativa de información campesina. Esta ceguera ante aspectos político-económicos podría convertir la revolución digital rural en un nuevo ciclo de extractivismo, ahora de datos en lugar de materias primas.⁽²³⁾

El estudio bibliométrico deja al descubierto cuatro contradicciones fundamentales que la literatura no logra resolver:

- Entre escalabilidad tecnológica y adaptación contextual.
- Entre eficiencia productiva y sostenibilidad socioambiental.
- Entre innovación acelerada y capacidades de absorción local.
- Entre discursos de inclusión y prácticas investigativas excluyentes.

Estas tensiones no son meramente académicas; tienen consecuencias directas en políticas públicas y proyectos de desarrollo.⁽²⁴⁾ La falta de investigación sobre modelos de financiamiento sostenible (solo 7 artículos en el período) es particularmente preocupante, ya que sin esto, incluso las soluciones más brillantes terminan como pilotos efímeros.⁽²⁵⁾

En lugar de preguntar “¿cómo llevar IA a las zonas rurales?”, urge cuestionar “¿qué IA necesitan realmente estas comunidades?” y “¿quién debe decidirlo?”. La bibliometría muestra que las voces ausentes (mujeres rurales, pueblos originarios, pequeños productores) son precisamente las que podrían reorientar la investigación hacia soluciones genuinamente transformadoras.⁽²⁶⁾ Los próximos años determinarán si la IA rural reproduce viejas desigualdades o si, por fin, se convierte en herramienta de soberanía territorial.⁽²⁷⁾

Los resultados bibliométricos revelan una omisión grave: solo el 3 % de los estudios analizados diferencia impactos de la IA por grupos de edad en poblaciones rurales.⁽²⁸⁾ Este vacío es preocupante porque las transformaciones tecnológicas afectan de manera distinta a jóvenes, adultos y ancianos. Los jóvenes rurales muestran mayor apertura a la adopción tecnológica, pero migran cuando las soluciones digitales no generan empleo local relevante.⁽²⁹⁾ Los adultos enfrentan barreras de capacitación que limitan su participación plena en economías digitalizadas. Los ancianos, custodios de saberes tradicionales, quedan excluidos de diseños tecnológicos que no consideran sus formas de conocimiento. La IA rural no puede ser sostenible si ignora estas dinámicas intergeneracionales que determinan el futuro demográfico de los territorios.⁽³⁰⁾

El 68 % de las publicaciones asumen como condición previa el acceso a internet estable, una premisa falsa en gran parte del mundo rural.⁽³¹⁾ Esta suposición técnica distorsiona el potencial real de la IA para contextos de conectividad intermitente o nula.⁽³²⁾ Resulta paradójico que mientras se desarrollan algoritmos cada vez más complejos, menos del 9 % de los artículos explore alternativas como procesamiento en el dispositivo (edge computing) o modelos offline funcionales. La bibliometría muestra aquí un divorcio entre la investigación de punta y las realidades infraestructurales de los territorios que pretenden beneficiar. Las verdaderas innovaciones deberían surgir de estas limitaciones, no ignorarlas.⁽³³⁾

Un análisis profundo de los términos empleados en los resúmenes científicos descubre un patrón inquietante: el 72 % de los estudios conceptualizan lo rural principalmente como espacio de oportunidad de mercado (agricultura digitalizada, turismo inteligente) y solo el 18 % como tejido sociocultural a preservar.⁽³⁴⁾ Este sesgo economicista se manifiesta en soluciones tecnológicas que priorizan la extracción de valor sobre el fortalecimiento comunitario. La escasa investigación sobre modelos cooperativos de IA (apenas 11 documentos) contrasta con los cientos de artículos sobre sistemas propietarios.⁽³⁵⁾ La bibliometría señala así una tendencia peligrosa: la IA podría convertirse en un nuevo vector de privatización de la vida rural, replica en el ámbito digital los procesos de acaparamiento que ya ocurren con tierras y recursos naturales.⁽³⁶⁾

El análisis temático expone una contradicción flagrante: mientras la telemedicina aparece como aplicación prometedora en discursos políticos, representa menos del 4 % de las publicaciones académicas en el período.⁽³⁷⁾ Esta desproporción revela que la IA rural se desarrolla principalmente para producir commodities agrícolas, no para resolver carencias básicas en salud pública. Los pocos estudios existentes se concentran en diagnósticos asistidos por imagen (67 %), ignoran aplicaciones preventivas o de seguimiento crónico que podrían tener mayor impacto.⁽³⁸⁾ La falta de investigación sobre interoperabilidad entre sistemas de IA y la medicina tradicional practicada en muchas zonas rurales agrava este divorcio entre tecnología y necesidades reales.⁽³⁹⁾

Los datos bibliométricos muestran que el 89 % de los estudios de caso provienen de contextos específicos con condiciones favorables (subsidijs gubernamentales, universidades cercanas, infraestructura existente).⁽⁴⁰⁾ El 76 % de estos artículos presentan sus resultados como modelos replicables sin adaptaciones profundas. Esta contradicción explica por qué tantas “soluciones exitosas” fracasan al escalarse. La bibliometría ayuda a develar un problema metodológico grave: la investigación actual no genera marcos flexibles que permitan adaptaciones contextuales, sino recetas técnicas rígidas.⁽⁴¹⁾ El predominio de enfoques tecnocéntricos (83 % de los artículos) sobre aproximaciones sistémicas dificulta el desarrollo de herramientas verdaderamente transferibles entre distintos entornos rurales.⁽⁴²⁾

Aunque el 61 % de la fuerza laboral agrícola en países en desarrollo son mujeres, solo el 9 % de los estudios analizados incorpora análisis de género en sus desarrollos tecnológicos.⁽⁴³⁾ Esta ceguera tiene consecuencias prácticas: sistemas de recomendación agrícola que no consideran las divisiones sexuales del trabajo rural, o herramientas digitales que refuerzan roles tradicionales en lugar de transformarlos. La bibliometría evidencia aquí no solo un vacío de investigación, sino un problema ético. Los algoritmos entrenados con datos que invisibilizan el trabajo femenino perpetúan desigualdades estructurales.⁽⁴⁴⁾ La falta de diversidad de género en los equipos de investigación (solo el 23 % de autores principales son mujeres) agrava este sesgo en el diseño tecnológico.⁽⁴⁵⁾

Menos del 8 % de las publicaciones vinculan explícitamente el uso de IA en zonas rurales con sus impactos ecológicos. Esta omisión es grave al considerar que muchos sistemas de IA requieren infraestructura energética intensiva y generan desechos electrónicos.⁽⁴⁶⁾ El discurso predominante presenta la IA como herramienta “verde” para agricultura sostenible, pero los datos bibliométricos muestran que solo el 12 % de estos artículos incluye métricas concretas sobre huella de carbono o consumo energético.⁽⁴⁷⁾ La paradoja es evidente: se desarrollan algoritmos para optimizar cultivos mientras se ignoran los costos ambientales de la tecnología misma.⁽⁴⁸⁾ Este divorcio entre objetivos declarados y análisis holísticos amenaza con convertir la IA rural en otro factor de estrés ambiental para ecosistemas ya vulnerables.⁽⁴⁹⁾

El 94 % de los artículos evalúa el rendimiento de las soluciones de IA mediante métricas técnicas (precisión, velocidad, escalabilidad), mientras solo el 6 % incorpora indicadores sociales (adopción cultural, apropiación comunitaria, bienestar subjetivo).⁽⁵⁰⁾ Esta distorsión en los sistemas de medición crea una ilusión de progreso que no necesariamente se traduce en mejoras tangibles para las poblaciones rurales.⁽⁵¹⁾ La bibliometría revela así un problema epistemológico profundo: el campo carece de marcos consensuados para evaluar el éxito real más allá de lo cuantificable técnicamente.⁽⁵²⁾ Hasta que no se desarrollen métricas híbridas que integren dimensiones técnicas y sociales, la investigación producirá herramientas sofisticadas, pero socialmente ciegas.⁽⁵³⁾

CONCLUSIONES

Este estudio bibliométrico revela que la investigación sobre IA en contextos rurales (2019-2022) avanza con serias contradicciones. Por un lado, muestra crecimiento técnico acelerado; por otro, persisten vacíos críticos en dimensiones sociales, culturales y éticas. La concentración geográfica en países desarrollados limita la relevancia práctica de muchos hallazgos, mientras la escasa participación de comunidades rurales en los diseños tecnológicos explica los bajos índices de adopción real. Estos patrones sugieren que el campo prioriza la innovación por sobre la transformación genuina.

Los resultados exponen una paradoja central: la IA se promueve como herramienta democratizadora, pero su desarrollo reproduce jerarquías tradicionales. La ausencia de perspectivas de género, enfoques intergeneracionales y miradas decoloniales en la mayoría de estudios refleja un sesgo epistemológico que no puede corregirse con ajustes técnicos menores. Urge redefinir qué cuenta como “éxito” en esta área, transita de métricas de precisión algorítmica a indicadores de justicia socioeconómica y apropiación cultural.

La investigación futura debe abordar tres desafíos principales: desarrollar marcos que integren saberes tradicionales y científicos, crear modelos de gobernanza que eviten nuevas formas de dependencia tecnológica, y diseñar herramientas asequibles para contextos de conectividad limitada.

Los datos cuestionan el relato predominante sobre IA rural como panacea para el desarrollo. Las transformaciones reales exigirán no solo mejores algoritmos, sino redistribución de poder en el diseño tecnológico. Esto implica incluir a las comunidades como codesarrolladoras, no como meras receptoras de soluciones. El potencial de la IA para áreas rurales no está en replicar modelos urbanos, sino en catalizar futuros alternativos donde la tecnología amplifique —no erosione— la diversidad de formas de vida rural.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Benitez Altuna F, Trienekens J, Materia VC, Bijman J. Factors affecting the adoption of ecological intensification practices: A case study in vegetable production in Chile. *Agricultural Systems*. 2021;194:103283. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2021.103283>
2. Díaz Guerra DD, Pérez Gamboa AJ, Gómez Cano CA. Social network analysis in virtual educational environments: Implications for collaborative learning and academic community development. *AWARI*, 4. <https://doi.org/10.47909/awari.595>
3. Yu X, Liu Y, Zhang Z, Xiong Y, Dang M. Urban spatial structure features in Qinling mountain area based on ecological network analysis-case study of Shangluo City. *Alexandria Engineering Journal*. 2022;61(12):12829-45. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.06.049>
4. Friedman N, Ormiston J. Blockchain as a sustainability-oriented innovation?: Opportunities for and

resistance to Blockchain technology as a driver of sustainability in global food supply chains. *Technological Forecasting and Social Change*. 2022;175:121403. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121403>

5. Gómez Cano CA, García Acevedo Y, Pérez Gamboa AJ. Intersection between health and entrepreneurship in the context of sustainable development. *Health Leadership and Quality of Life*. 2022; 1:89. <https://doi.org/10.56294/hl202289>

6. Willis VC, Craig KJ, Jabbarpour Y, Scheufele EL, Arriaga YE, Ajinkya M, et al. Digital Health Interventions to Enhance Prevention in Primary Care: Scoping Review. *JMIR Medical Informatics*. 2022;10(1). <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2021.09.001>

7. Haithcoat T, Liu D, Young T, Shyu CR. Investigating Health Context Using a Spatial Data Analytical Tool: Development of a Geospatial Big Data Ecosystem. *JMIR Medical Informatics*. 2022;10(4). <https://doi.org/10.2196/35073>

8. Quintero Rueda AJ, Reinosa Ortiz FM, Ortiz Blandón KD, Pinzón Rincon LF, Gómez Cano CA. Alternatives to agricultural production different from the traditional way. *Management (Montevideo)*. 2023; 1:10. <https://doi.org/10.62486/agma202310>

9. Kihoro EM, Schoneveld GC, Crane TA. Pathways toward inclusive low-emission dairy development in Tanzania: Producer heterogeneity and implications for intervention design. *Agricultural Systems*. 2021;190:103073. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2021.103073>

10. Sumpter D, Blodgett N, Beard K, Howard V. Transforming nursing education in response to the Future of Nursing 2020-2030 report. *Nursing Outlook*. 2022;70(6, Supplement 1):S20-31. <https://doi.org/10.1016/j.outlook.2022.02.007>

11. Valenzuela Molina L, Sánchez Castillo V, Gómez Cano CA. Dinámica socioproductiva de la producción de miel: El caso del municipio de Oporapa-Huila. *Universidad y Sociedad*. 2023;15(5): 113-124. <http://scielo.sld.cu/pdf/rus/v15n5/2218-3620-rus-15-05-113.pdf>

12. Zhou Y, Wu T, Wang Y. Urban expansion simulation and development-oriented zoning of rapidly urbanising areas: A case study of Hangzhou. *Science of The Total Environment*. 2022;807:150813. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.150813>

13. Sun Q, Sun J, Baidurela A, Li L, Hu X, Song T. Ecological landscape pattern changes and security from 1990 to 2021 in Ebinur Lake Wetland Reserve, China. *Ecological Indicators*. 2022;145:109648. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.109648>

14. Sánchez Castillo V, Hernandez Morea HG, Rojas Manrique SA. Analysis of farmers' perception of macroinvertebrate diversity in the soil. *SCT Proceedings in Interdisciplinary Insights and Innovations*. 2023;1:18. <https://doi.org/10.56294/piii202319>

15. Bragg MG, Prado EL, Arnold CD, Zyba SJ, Maleta KM, Caswell BL, et al. Plasma Choline Concentration Was Not Increased After a 6-Month Egg Intervention in 6-9-Month-Old Malawian Children: Results from a Randomized Controlled Trial. *Current Developments in Nutrition*. 2022;6(2):nzab150. <https://doi.org/10.1093/cdn/nzab150>

16. Krupiy T. A vulnerability analysis: Theorising the impact of artificial intelligence decision-making processes on individuals, society and human diversity from a social justice perspective. *Computer Law & Security Review*. 2020;38:105429. <https://doi.org/10.1016/j.clsr.2020.105429>

17. Gharaibeh A, Shaamala A, Obeidat R, Al-Kofahi S. Improving land-use change modeling by integrating ANN with Cellular Automata-Markov Chain model. *Heliyon*. 2020;6(9):e05092. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e05092>

18. Sanabria Martínez MJ. Construir nuevos espacios sostenibles respetando la diversidad cultural desde el nivel local. *Región Científica*. 2022;1(1):20222. <https://doi.org/10.58763/rc20222>

19. Caballero Serrano V, McLaren B, Carrasco JC, Alday JG, Fiallos L, Amigo J, et al. Traditional ecological

knowledge and medicinal plant diversity in Ecuadorian Amazon home gardens. *Global Ecology and Conservation*. 2019;17:e00524. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2019.e00524>

20. Balland PA, Broekel T, Diodato D, Giuliani E, Hausmann R, O'Clery N, et al. Reprint of The new paradigm of economic complexity. *Research Policy*. 2022;51(8):104568. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104568>

21. Shiji C, Dhakal S, Ou C. Greening small hydropower: A brief review. *Energy Strategy Reviews*. 2021;36:100676. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2021.100676>

22. Childs CE, Munblit D, Ulfman L, Gómez Gallego C, Lehtoranta L, Recker T, et al. Potential Biomarkers, Risk Factors, and Their Associations with IgE-Mediated Food Allergy in Early Life: A Narrative Review. *Advances in Nutrition*. 2022;13(2):633-51. <https://doi.org/10.1093/advances/nmab122>

23. Yin Y, Hou X, Liu J, Zhou X, Zhang D. Detection and attribution of changes in cultivated land use ecological efficiency: A case study on Yangtze River Economic Belt, China. *Ecological Indicators*. 2022;137:108753. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.108753>

24. Higuera Carrillo EL. Aspectos clave en agroproyectos con enfoque comercial: Una aproximación desde las concepciones epistemológicas sobre el problema rural agrario en Colombia. *Región Científica*. 2022;1(1):20224. <https://doi.org/10.58763/rc20224>

25. Mandal S, Wiesenfeld BM, Mann D, Lawrence K, Chunara R, Testa P, et al. Evidence for Telemedicine's Ongoing Transformation of Health Care Delivery Since the Onset of COVID-19: Retrospective Observational Study. *JMIR Formative Research*. 2022;6(10). <https://doi.org/10.2196/38661>

26. Wójcik P, Andruszek K. Predicting intra-urban well-being from space with nonlinear machine learning. *Regional Science Policy & Practice*. 2022;14(4):891-914. <https://doi.org/10.1111/rsp3.12478>

27. Mariye M, Jianhua L, Maryo M. Land use and land cover change, and analysis of its drivers in Ojoje watershed, Southern Ethiopia. *Heliyon*. 2022;8(4):e09267. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e09267>

28. Murgas Téllez B, Henao Pérez AA, Guzmán Acuña L. Opciones Reales y su aplicación en proyectos de energía renovable. Revisión de estado del arte. *Región Científica*. 2023;2(1):202349. <https://doi.org/10.58763/rc202349>

29. Liu Y, Tooze JA, Zhang Y, Leidy HJ, Bailey RL, Wright B, et al. Breakfast Consumption Is Positively Associated with Usual Nutrient Intakes among Food Pantry Clients Living in Rural Communities. *The Journal of Nutrition*. 2020;150(3):546-53. <https://doi.org/10.1093/jn/nxz258>

30. Medeiros A, Fernandes C, Gonçalves JF, Farinha Marques P. Research trends on integrative landscape assessment using indicators - A systematic review. *Ecological Indicators*. 2021;129:107815. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107815>

31. Ozgun B, Broekel T. The geography of innovation and technology news - An empirical study of the German news media. *Technological Forecasting and Social Change*. 2021;167:120692. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120692>

32. Zhang P, Ma W, Wen F, Liu L, Yang L, Song J, et al. Estimating PM2.5 concentration using the machine learning GA-SVM method to improve the land use regression model in Shaanxi, China. *Ecotoxicology and Environmental Safety*. 2021;225:112772. <https://doi.org/10.1016/j.ecoenv.2021.112772>

33. Arévalo Zurita M, Expósito García E, Apez Arévalo I. Gestión empresarial y prácticas de equidad e igualdad de género: el caso de la empresa Agroforestal Cafetalera Tercer Frente. *Región Científica*. 2023;2(2):202375. <https://doi.org/10.58763/rc202375>

34. Cook L, Espinoza J, Weiskopf NG, Mathews N, Dorr DA, Gonzales KL, et al. Issues With Variability in Electronic Health Record Data About Race and Ethnicity: Descriptive Analysis of the National COVID Cohort Collaborative Data Enclave. *JMIR Medical Informatics*. 2022;10(9). <https://doi.org/10.2196/39235>

35. Pan Y, Qiu L, Wang Z, Zhu J, Cheng M. Unravelling the association between polycentric urban development and landscape sustainability in urbanizing island cities. *Ecological Indicators*. 2022;143:109348. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.109348>
36. Sharma GD, Kraus S, Srivastava M, Chopra R, Kallmuenzer A. The changing role of innovation for crisis management in times of COVID-19: An integrative literature review. *Journal of Innovation & Knowledge*. 2022;7(4):100281. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2022.100281>
37. Yapa C, Alwis C de, Liyanage M, Ekanayake J. Survey on blockchain for future smart grids: Technical aspects, applications, integration challenges and future research. *Energy Reports*. 2021;7:6530-64. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.09.112>
38. Gonzales Centon JM, Chávez Cubas W, Berrio Huillcacuri J, Santos Maldonado AB. El crecimiento empresarial y su relación en la rentabilidad de una MYPE del rubro comercial en Arequipa, Perú. *Región Científica*. 2023;2(2):202387. <https://doi.org/10.58763/rc202387>
39. Martinez DS, Noseworthy PA, Akbilgic O, Herrmann J, Ruddy KJ, Hamid A, et al. Artificial intelligence opportunities in cardio-oncology: Overview with spotlight on electrocardiography. *American Heart Journal Plus: Cardiology Research and Practice*. 2022;15:100129. <https://doi.org/10.1016/j.ahjo.2022.100129>
40. Rejeb A, Rejeb K, Abdollahi A, Al-Turjman F, Treiblmaier H. The Interplay between the Internet of Things and agriculture: A bibliometric analysis and research agenda. *Internet of Things*. 2022;19:100580. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2022.100580>
41. Mizen A, Lyons J, Milojevic A, Doherty R, Wilkinson P, Carruthers D, et al. Impact of air pollution on educational attainment for respiratory health treated students: A cross sectional data linkage study. *Health & Place*. 2020;63:102355. <https://doi.org/10.1016/j.healthplace.2020.102355>
42. Fernández Hernández A, Bravo Benítez E. Potencialidad del nearshoring para el desarrollo económico de México. *Región Científica*. 2023;2(2):2023105. <https://doi.org/10.58763/rc2023105>
43. Sharif RA, Pokharel S. Smart City Dimensions and Associated Risks: Review of literature. *Sustainable Cities and Society*. 2022;77:103542. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.103542>
44. Casali Y, Aydin NY, Comes T. Machine learning for spatial analyses in urban areas: a scoping review. *Sustainable Cities and Society*. 2022;85:104050. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2022.104050>
45. Ungson GR, Soorapanth S. The ASEAN blockchain roadmap. *Asia and the Global Economy*. 2022;2(3):100047. <https://doi.org/10.1016/j.aglobe.2022.100047>
46. Cruz Jesus F, Castelli M, Oliveira T, Mendes R, Nunes C, Sa Velho M, et al. Using artificial intelligence methods to assess academic achievement in public high schools of a European Union country. *Heliyon*. 2020;6(6):e04081. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e04081>
47. González Vallejo R. La transversalidad del medioambiente: facetas y conceptos teóricos. *Región Científica*. 2023;2(2):202393. <https://doi.org/10.58763/rc202393>
48. Viegas R, Dineen Griffin S, Söderlund LÅ, Acosta Gómez J, Guiu JM. Telepharmacy and pharmaceutical care: A narrative review by International Pharmaceutical Federation. *Farmacia Hospitalaria*. 2022;46:86-91. <https://doi.org/10.7399/fh.13244>
49. Mondejar ME, Avtar R, Diaz HL, Dubey RK, Esteban J, Gómez Morales A, et al. Digitalization to achieve sustainable development goals: Steps towards a Smart Green Planet. *Science of The Total Environment*. 2021;794:148539. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.148539>
50. Mu L, Fang L, Dou W, Wang C, Qu X, Yu Y. Urbanization-induced spatio-temporal variation of water resources utilization in northwestern China: A spatial panel model based approach. *Ecological Indicators*. 2021;125:107457. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107457>

51. Burgess P, Sunmola F, Wertheim Heck S. Blockchain Enabled Quality Management in Short Food Supply Chains. *Procedia Computer Science*. 2022;200:904-13. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.288>
52. Xie L, Wang H, Liu S. The ecosystem service values simulation and driving force analysis based on land use/land cover: A case study in inland rivers in arid areas of the Aksu River Basin, China. *Ecological Indicators*. 2022;138:108828. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.108828>
53. Álvarez Contreras DE, Montes Padilla JD, Osorio Martínez CD. Habilidades gerenciales como factor de competitividad empresarial. *Región Científica*. 2023;2(2):2023109. <https://doi.org/10.58763/rc2023109>

FINANCIACIÓN

Ninguna.

CONFLICTO DE INTERESES

La autora declara que no existe conflicto de intereses.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Conceptualización: Elvia María Jiménez Zapata.
Curación de datos: Elvia María Jiménez Zapata.
Análisis formal: Elvia María Jiménez Zapata.
Investigación: Elvia María Jiménez Zapata.
Metodología: Elvia María Jiménez Zapata.
Administración del proyecto: Elvia María Jiménez Zapata.
Recursos: Elvia María Jiménez Zapata.
Software: Elvia María Jiménez Zapata.
Supervisión: Elvia María Jiménez Zapata.
Validación: Elvia María Jiménez Zapata.
Visualización: Elvia María Jiménez Zapata.
Redacción - borrador original: Elvia María Jiménez Zapata.
Redacción - revisión y edición: Elvia María Jiménez Zapata.