

Artificial intelligence in agricultural management: A simulation model for efficiency and sustainability

Pablo Aparicio-Montenegro¹; Lucía Velásquez-Castillo²; Maria Y. Garcia-Alvarez³
Andrea De La Cruz Garcia⁴; Jeferson Rayu Vega³

¹ Universidad Nacional Federico Villarreal, Perú, ppapario@unfv.edu.pe

² Universidad Continental, Perú, 08135390@continental.edu.pe

³ Universidad Tecnológica del Perú, Perú, c19447@utp.edu.pe, c28034@utp.edu.pe

⁴ Universidad César Vallejo, Perú, adelacruzg@ucvvirtual.edu.pe

Abstract– Agriculture faces critical challenges—climate change, food security, and resource degradation—that demand innovative solutions. This study analyzes, through a systematic literature review (29 articles, 2020–2025), the impact of artificial intelligence (AI) on agricultural systems, evaluating technologies such as machine learning, the Internet of Things (IoT), and precision agriculture. The results demonstrate that AI significantly improves productivity, with increases of up to 30% in fertilizer efficiency [1] and reductions of up to 40% in labor costs [2], while enhancing environmental sustainability. However, its adoption remains limited by economic barriers (high initial costs) and social barriers (mistrust and lack of training) [3], [4]. To analyze these dynamics, a simulation model based on the system dynamics approach proposed by Forrester is developed, which identifies three critical factors for technology adoption: public investment in digital infrastructure, training programs for rural communities, and ethical strategies grounded in data governance frameworks and principles of responsible artificial intelligence, including data anonymization, informed consent mechanisms, and active participation of agricultural communities in technology adoption processes [5], [6]. The study concludes that the effective integration of AI into agriculture requires sustainable and adaptive public policies aimed at reducing technological gaps and promoting resilient agricultural systems.

Keywords– artificial intelligence, agricultural management, simulation, sustainability, precision agriculture

Inteligencia artificial en la gestión agrícola: Un modelo de simulación para eficiencia y sostenibilidad

Pablo Aparicio-Montenegro¹; Lucía Velásquez-Castillo²; Maria Y. Garcia Alvarez³
Andrea De La Cruz Garcia⁴; Jeferson Rayu Vega³

¹ Universidad Nacional Federico Villarreal, Perú, paparicio@unfv.edu.pe

² Universidad Continental, Perú, 08135390@continental.edu.pe

³ Universidad Tecnológica del Perú, Perú, c19447@utp.edu.pe, c28034@utp.edu.pe

⁴ Universidad César Vallejo, Perú, adelacruzg@ucvvirtual.edu.pe

Resumen— La agricultura enfrenta desafíos críticos —cambio climático, seguridad alimentaria y degradación de recursos— que demandan soluciones innovadoras. Este estudio analiza, mediante una revisión sistemática de la literatura (29 artículos, 2020–2025), el impacto de la inteligencia artificial (IA) en sistemas agrícolas, evaluando tecnologías como machine learning, el Internet de las cosas (IoT) y la agricultura de precisión. Los resultados demuestran que la IA optimiza significativamente la productividad, con incrementos de hasta un 30% en la eficiencia de fertilizantes [1] y reducciones de hasta un 40% en los costos laborales [2], junto con mejoras en la sostenibilidad ambiental. No obstante, su adopción permanece limitada por barreras económicas (altos costos iniciales) y sociales (desconfianza y falta de formación) [3], [4]. Con el fin de analizar estas dinámicas, se desarrolla un modelo de simulación basado en la dinámica de sistemas de Forrester, que identifica tres factores críticos en la adopción de esta tecnología: inversión pública en infraestructura digital, programas de formación para comunidades rurales y estrategias éticas fundamentadas en marcos de gobernanza de datos y principios de inteligencia artificial responsable, incluyendo técnicas de anonimización, mecanismos de consentimiento informado y participación activa de las comunidades agrícolas en los procesos de adopción tecnológica [5], [6]. El estudio concluye que la integración efectiva de la IA en la agricultura requiere un enfoque sostenible y adaptativo de políticas públicas que reduzcan las brechas tecnológicas y promuevan sistemas agrícolas resilientes.

Palabras clave— inteligencia artificial, gestión agrícola, simulación, sostenibilidad, agricultura de precisión.

I. INTRODUCCIÓN

La inteligencia artificial (IA) se presenta como una de las tecnologías con un potencial de transformación de los sectores productivos actuales, alcanzando también dimensiones agrícolas [7], [8]. En un mundo con personas cada vez más mayores, con el aumento de la presión por recursos de naturalezas muy diferentes, y el incremento de la exposición al cambio climático, la implementación de nuevas soluciones basadas en tecnología se convierte en un factor clave para desarrollar pilares que garanticen la seguridad alimentaria y un

desarrollo de la economía que sea sostenible [9],[10]. Las estimaciones demográficas nos proyectan hacia el año 2080, donde la población mundial puede llegar a superar los 10 mil millones de habitantes. Esto plantea desafíos para la productividad, sostenibilidad y capacidad adaptativa de los sistemas agrícolas[11]. De este modo, el análisis bibliométrico presentado en la Figura 1, basado en 46 artículos científicos publicados entre 2020 y 2025, demuestra que la producción científica vinculada a la IA aplicada a la agricultura va en aumento de manera continuada, sobre todo con el periodo de tiempo de 2023 a 2025. Esta tendencia pone en evidencia una progresiva aproximación entre las tecnologías clásicas de la agricultura de precisión y las orientaciones hacia la sostenibilidad, lo que indica que se está llevando a cabo una reconfiguración de los modelos productivos a partir de otros más eficientes y socialmente responsables desde el punto de vista medioambiental [12]. No obstante, estos resultados se presentan como un apoyo contextual y no constituyen el eje central del análisis desarrollado en este estudio.

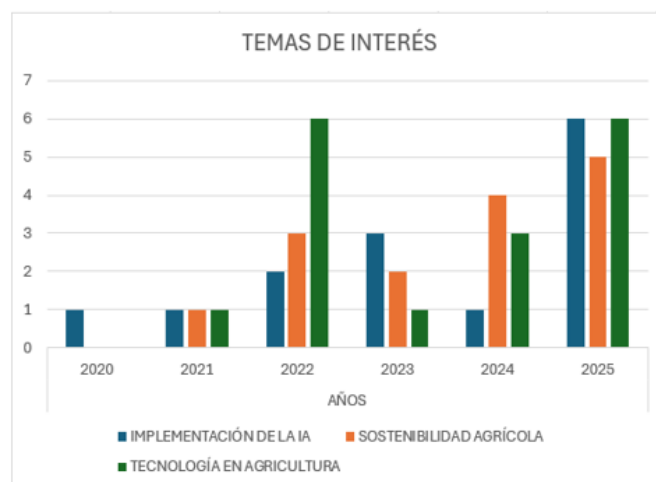


Fig. 1. Temas de interés en la gestión agrícola

La agricultura, como sector clave de la economía global y principal pilar de los recursos alimentarios, enfrenta problemas estructurales importantes y entre ellos se encuentran, la degradación de los suelos, la escasa disponibilidad de recursos hídricos y la reducción de la huella ambiental sin comprometer el aumento de la productividad [13]. Aparece la IA como un sistema con mucho potencial para mejorar los procesos productivos, reducir el uso de insumos y mejorar la calidad del proceso de decisión a lo largo del ciclo agrícola. La evidencia empírica pone de manifiesto que, en países como Estados Unidos, el 87 % de empresas agrícolas han implementado tecnologías apoyadas en IA en, al menos, una fase de su proceso productivo [5].

Las aplicaciones de la IA en el ámbito de la agricultura abarcan ámbitos como el uso de máquinas agrícolas, el pronóstico de rendimientos, la agricultura de precisión y la analítica avanzada de datos a partir de técnicas de machine learning [14]. No obstante, a pesar de los beneficios constatados, la adopción y el uso de estas tecnologías se distribuyen de manera desigual, en función de la existencia de barreras económicas, socioeconómicas y tecnológicas, sobre todo en las zonas rurales y en los países en desarrollo [15] [12]. Asimismo, se constata que aunque la literatura revisada trata extensamente aplicaciones concretas de la IA, es posible observar que el número de investigaciones que integran de manera sistémica las interacciones entre la eficiencia productiva, la sostenibilidad ambiental y los factores socioeconómicos en el análisis de la adopción de estas tecnologías es reducido.

En este contexto, el objetivo de la presente investigación es analizar de manera crítica el uso de la IA en los sistemas de producción agrícola a partir de tres objetivos específicos: (1) analizar las principales tecnologías basadas en IA y sus aplicaciones en la agricultura; (2) analizar los beneficios en términos de eficiencia, sostenibilidad y productividad; y (3) analizar las barreras para la adopción y proponer alternativas para superarlas. Para ello, la investigación sigue el procedimiento de la revisión sistemática de la literatura, así como la elaboración de un modelo de simulación basado en la dinámica de sistemas de Forrester, a partir del cual se pretende aportar un marco para la implementación de la IA en los sistemas de producción agrícola que sea ética, contextualizada y eficaz.

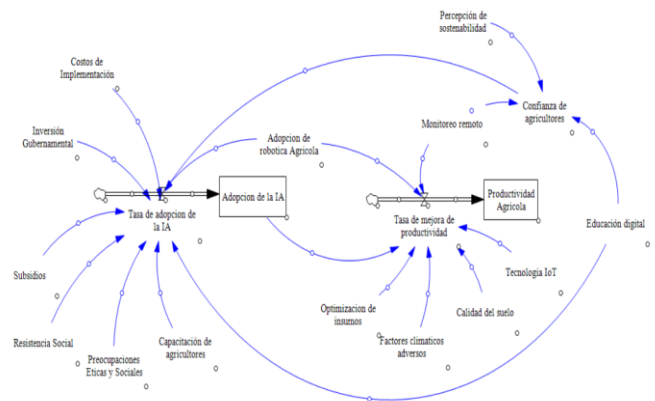


Fig. 2. Diagrama de Forrester - Tecnologías basadas en la IA

II. METODOLOGÍA

A. Diseño metodológico

El estudio emplea un enfoque metodológico mixto en el contexto de la adopción de la IA en los sistemas agrícolas, combinándose una revisión sistemática de la literatura que incorpora, un análisis bibliométrico junto con el desarrollo de un modelo de simulación. Este enfoque permite integrar la evidencia científica documentada y abordar el fenómeno de estudio desde una perspectiva socio-técnica, considerando los distintos elementos que influyen en la gestión agrícola [6],[15],[16]. En este contexto, la Figura 2 presenta un diagrama de Forrester que sintetiza las principales tecnologías basadas en IA consideradas en el estudio, permitiendo visualizar sus interrelaciones y su papel dentro del sistema socio-técnico agrícola. Este esquema constituye la base conceptual para la posterior formulación del modelo de simulación y la identificación de las variables clave del sistema.

B. Estrategia de búsqueda y selección de estudios

La revisión sistemática de la literatura se llevó a cabo de acuerdo con las recomendaciones del protocolo PRISMA para asegurar un proceso de búsqueda y selección que garantizara la transparencia, la búsqueda bibliográfica se llevó a cabo en las bases de datos Scopus y Web of Science considerando artículos científicos revisados por pares publicados entre los años 2020 y hasta el año 2025 acerca de la IA aplicada al ambiente agrícola así como a aspectos de sostenibilidad y eficiencia productiva [9], [13].

La identificación de los estudios se llevó a cabo a partir de la implementación de ecuaciones de búsqueda sistematizadas con operadores booleanos aplicadas a los campos título, resumen y palabras clave es decir, para la base de datos Scopus se utilizó la ecuación búsqueda:

TITLE-ABS-KEY (
 ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning")
 AND
 ("agriculture" OR "smart agriculture" OR "precision agriculture" OR "digital agriculture")
 AND
 ("sustainability" OR "efficiency" OR "productivity")
)
 AND PUBYEAR > 2019
 AND (LIMIT-TO (DOCTYPE, "ar"))
 AND (LIMIT-TO (LANGUAGE, "English") OR LIMIT-TO (LANGUAGE, "Spanish"))

Ecuaciones de búsqueda Web of Science:

TS = (
 ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning")
 AND
 ("agriculture" OR "smart agriculture" OR "precision agriculture" OR "digital agriculture")
 AND
 ("sustainability" OR "efficiency" OR "productivity")
)
 Refined by:
 Publication Years: 2020–2025
 Document Types: Article
 Languages: English, Spanish.

Los resultados que se obtienen se depuran en función del periodo de publicación, del tipo de documento y del idioma considerados, de manera que se incluyan sólo artículos revisados por pares, indexados en Scopus o Web of Science, centrados en aplicaciones de la IA en sistemas agrícolas y con texto completo disponible; se excluyeron, por otro lado, regímenes duplicados, documentos no revisados por pares y estudios que pertenecieran a otras áreas dentro de la agronomía. El proceso de identificación, cribado y selección de los estudios se resume en el diagrama PRISMA mostrado en la Figura 3, el cual ilustra de manera estructurada el flujo de artículos analizados, los criterios de inclusión y exclusión aplicados, y el número final de estudios considerados en la revisión sistemática. De acuerdo con el gráfico del diagrama PRISMA presentado en la figura correspondiente que ilustra adecuadamente los criterios de inclusión y el flujo seguido en el proceso de selección de los estudios; la selección final estableció 29 artículos científicos.

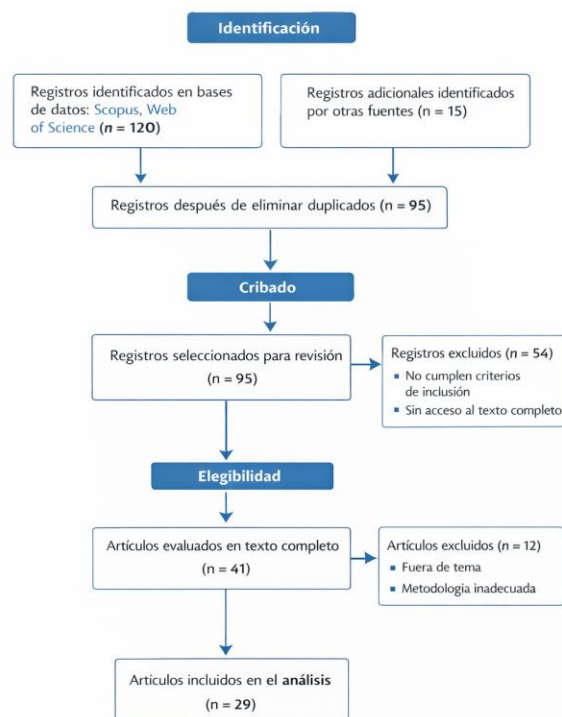


Fig. 3. Proceso de selección de artículos (Método PRISMA)

C. Análisis bibliométrico

Sobre la base del conjunto final de estudios seleccionados, se realizó un análisis bibliométrico orientado a estudiar las principales líneas temáticas, la evolución temporal de la producción científica, y las relaciones entre los ejes de investigación más predominantes. El análisis permitió identificar un crecimiento sostenido de trabajos ligados a la agricultura de precisión, el uso de técnicas de machine learning y los enfoques de sostenibilidad, lo que a la vez sí que está en consonancia con la IA como tecnología facilitadora para resolver problemas mundiales como es el cambio climático y la seguridad alimentaria [15]. Los resultados obtenidos de este análisis aparecen representados en la Fig. 1.

D. Estudio piloto exploratorio en región agrícola

A fin de aportar la evidencia empírica preliminar necesaria a los bucles de retroalimentación que provienen del recurso que se obtiene de la construcción del diagrama causal; se llevó a cabo el desarrollo de un estudio piloto exploratorio, en la región de Ica, Perú, por los motivos de ser la región con una alta actividad agroexportadora y creciente adopción de tecnologías digitales. El estudio se realizó entre enero y marzo del año 2026 con un diseño no experimental. Participaron 15 unidades productivas agrícolas entre pequeños y medianos productores, seleccionados por conveniencia.

Los datos de información se levantaron a partir de entrevistas breves, encuestas estructuradas y revisión de los registros operativos disponibles. Las variables que se observaron fueron; el nivel de adopción tecnológica, la productividad percibida, el consumo de agua, costos operativos, capacitación técnica y principales barreras de implementación. Los datos de información obtenidos se usaron para contrastar de una manera preliminar las relaciones causales que se plantearon en el modelo de dinámica de sistemas.

E. Modelo de simulación basado en dinámica de sistemas

Con el proposito de poder examinar las complejas interacciones que intervienen en la adopción de la IA en la gestión agrícola, se desarrollo un modelo de simulación basado en la dinámica de sistemas de Forrester, enfoque ampliamente utilizado en estudios agrícolas por su capacidad para representar relaciones no lineales y bucles de retroalimentación en sistemas socioeconómicos complejos [6],[16]. El modelo fue construido a partir de la identificación de las variables relevantes que podemos organizar en cuatro grupos principales, factores tecnológicos, económicos, sociales y ambientales, estos fueron representados a partir de diagramas causales que nos permitieron identificar, además de los mecanismos reforzadores y balanceadores ya mencionados, el efecto de la productividad incrementando la inversión tecnológica y la forma en que los costos iniciales dificultan la adopción de la IA [15], [17]. La calibración del modelo se realizó con datos empíricos expuestos en la literatura científica, a fin de asegurar la coherencia entre la información simulada y la información existente, pero sin que dicha calibración considere una generalización absoluta de los valores empleados [1], [2].

F. Evaluación de escenarios y validación teórico-empírica del modelo

El modelo de simulación fue utilizado para explorar múltiples escenarios socioeconómicos, tanto facilitadores como restrictivos de la adopción de la IA, y se centró, en particular, en las políticas públicas, la infraestructura digital y las políticas de formación, puesto que son los condicionantes que pueden contribuir a disminuir las barreras sociales y económicas en el medio rural [5], [6]. La validación del modelo se llevó a cabo mediante un contraste cualitativo con estudios de casos documentados en la literatura, incluida la elevación de sistemas de ayuda a decisiones mediante IA en el contexto agrícola, contrastando la similitud de los comportamientos de la simulación y la evidencia empírica de la cual disponíamos [1],[18], lo que permitió validar la plausibilidad conceptual y la coherencia interna del modelo.

G. Limitaciones metodológicas

Entre las limitaciones del propio modelo de dinámica de sistemas de estos autores se encuentra la simplificación inherente de los datos utilizados (siendo mayormente de carácter secundario y provenientes de los trabajos subyacentes); pero la triangulación de fuentes y la comparación con otros estudios más empíricos pueden ayudar a mitigar estas limitaciones y abren la puerta a futuros trabajos que busquen la validación empírica y el desarrollo del modelo en contextos agrícolas concretos [6].

La Figura 4 resume de forma integrada el enfoque metodológico adoptado en el estudio, articulando la revisión sistemática de la literatura, un análisis bibliométrico y el modelo de simulación basado en dinámica de sistemas. Esta representación permite visualizar la coherencia entre las distintas etapas metodológicas y su contribución conjunta al análisis de la adopción de la inteligencia artificial en la gestión agrícola.

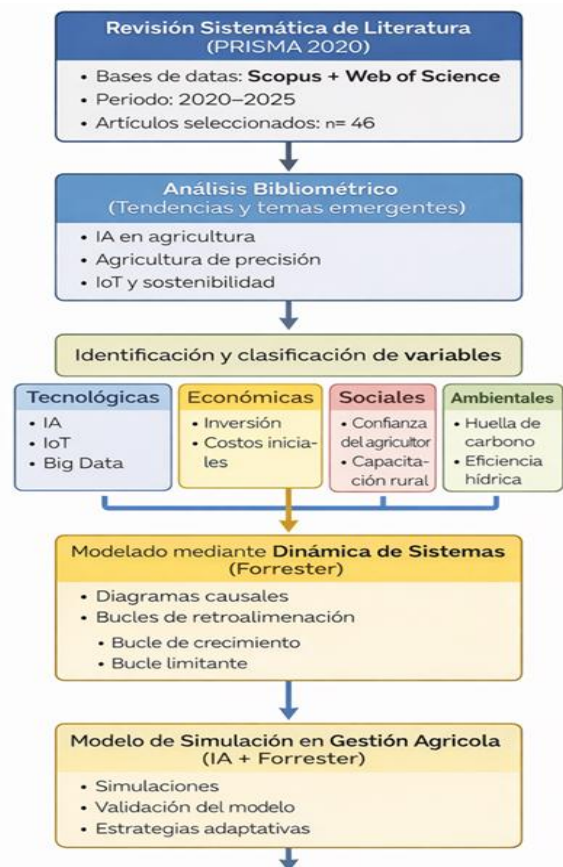


Fig. 4. Metodología integrada para el análisis de la adopción de IA en la gestión agrícola

III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

A. Resultados de la revisión sistemática

Los enfoques identificados en la literatura no deben entenderse como corrientes de investigación independientes, sino como componentes interrelacionados de un sistema socio-técnico agrícola, en el cual la inteligencia artificial (IA) cumple un rol articulador entre la producción, la sostenibilidad, la economía rural, la gobernanza, la percepción social y los procesos de transformación digital. La evidencia científica revela una convergencia progresiva entre soluciones tecnológicas —como el Internet de las Cosas (IoT), la analítica de datos, la automatización y el *machine learning*— y enfoques orientados a mejorar la eficiencia productiva y la sostenibilidad, en respuesta a retos globales como la seguridad alimentaria y el cambio climático. [2], [3], [14], [15].

Varios estudios resaltan la contribución de la IA en la mejora de la productividad agrícola a partir de la automatización de tareas, la gestión óptima de insumos y el fortalecimiento de los procesos de toma de decisiones. En el caso particular de los sistemas robóticos autónomos, estos han demostrado altos niveles de precisión en las tareas agrícolas y grandes reducciones en los costes laborales [2], y, la integración de la IA en el marco de la Industria 4.0 ha permitido tener incrementos de la eficiencia productiva y de la organización del trabajo [3]. Dichos logros están relacionados, fundamentalmente, con la optimización de la aplicación de fertilizantes y pesticidas, la correcta distribución del agua en la gestión del riego, la detección temprana de anomalías con sensores y plataformas IoT [1],[25]. Desde la lente de la sostenibilidad, la literatura enfatiza el papel de la IA en la reducción del impacto medioambiental en la agricultura, en especial respecto a la reducción de las emisiones vinculadas por el uso de fertilizantes nitrogenados y con la eficiencia del uso del agua [22],[23],[24]. Los sistemas de ayuda para la toma de decisiones, basadas en IA que consideran datos climáticos, edáficos y satelitales, ha reportado incrementos significativos respecto a los rendimientos de los cultivos y un uso más racional de los insumos [1], [25].

Además, las referencias recientes resaltan la importancia que la gestión inteligente de datos tiene en la agroindustria, donde tecnologías como Big Data, IoT y analítica avanzada han colaborado para mejorar la rentabilidad, la trazabilidad y la sostenibilidad de los procesos de producción [19] [20]. De forma paralela, el monitoreo de cultivos en ambientes controlados a partir de tecnologías 4.0 ha podido demostrar su viabilidad técnica y escalabilidad, permitiendo la inclusión digital de los pequeños productores y ayudando al incremento de la asistencia técnica en los medios rurales [21]. Desde un enfoque social y ético, la literatura señala que el papel de la IA dentro de los sistemas agroalimentarios es afectado por variables tales como confianza en los expertos, percepción de los beneficios en la salud, y problemas asociados con la privacidad de los datos y la sustitución de empleo [5]. Estos

elementos evidencian la necesidad de enfoques incluidos que no sólo contemplen los componentes tecnológicos/productivos, sino también las percepciones sociales, los mecanismos de gobernanza y la participación comunitaria.

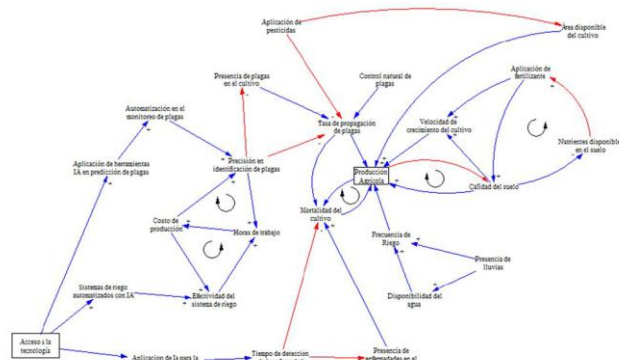


Fig. 5. Diagrama causal de Implementación de IA en la producción agrícola

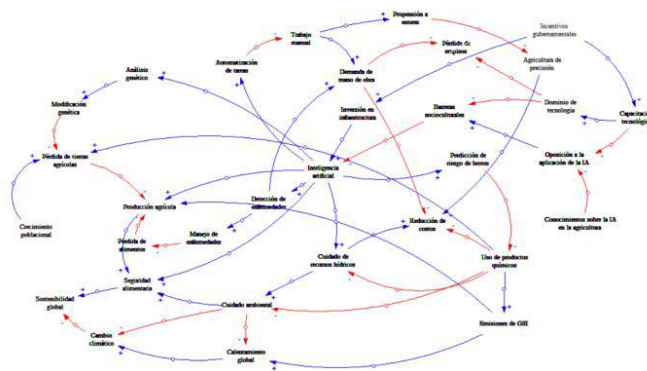


Fig. 6. Diagrama causal, aplicación de IA a la gestión agrícola

B. Formulación del modelo de dinámica de sistemas

Con el objetivo de modelar las interacciones complejas en la adopción de la IA, se formuló un modelo basado en la dinámica de sistemas de Forrester, el cual integra factores tecnológicos, económicos, sociales y ambientales.

La dinámica de adopción de la IA se expresa mediante:

La ecuación (1) representa la adopción de la IA:

$$IA(t) = IA(t-1) + (\beta \cdot \text{Inversión} \cdot \text{Capacitación} - \gamma \cdot \text{Resistencia}) \quad (1)$$

La ecuación (2) describe la productividad:

$$\text{Productividad}(t) = P_0 \cdot (1 + \alpha \cdot \text{IA}(t)) \quad (2)$$

donde:

- β : tasa de adopción tecnológica.

- γ : representa el factor de resistencia socioeconómica,
- α : representa el impacto marginal de la IA en la productividad,
- P_0 : productividad base
- Inversión: nivel de inversión en infraestructura digital
- Capacitación: nivel de formación técnica

C. Resultados del modelo de simulación

Los resultados del modelo, que se indican en las Figuras 8, 9 y 10, muestran que la adopción de la IA tiene un comportamiento no lineal, con un crecimiento cada vez más acusado en el horizonte del medio plazo. Descriptivamente, la adopción de la IA va de unas 10 unidades en un principio hasta cerca de 50 unidades en 10 años, lo que pone de manifiesto que la incorporación de esta nueva tecnología muestra una trayectoria creciente.

Por su parte, la tasa de mejora de la productividad (Figura 12) va en incremento, llegando a casi el 30% en los altos niveles de adopción. En la síntesis global, ambos resultados nos confirman que la inclusión de la IA produce efectos acumulativos positivos sobre la eficiencia productiva.

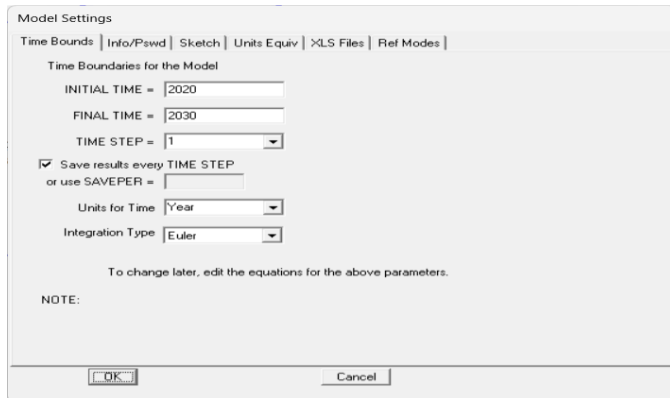


Fig. 7. Configuración del modelo

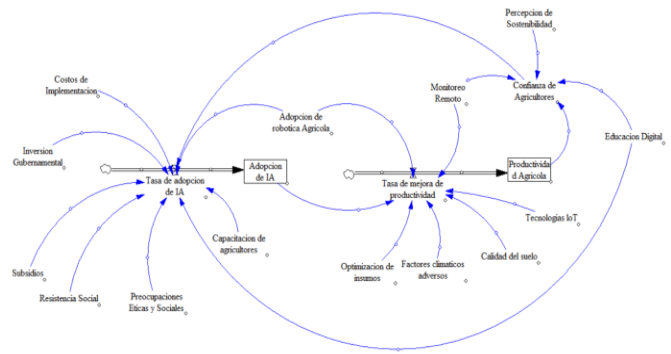


Fig. 8. Modelo Forrester para simulación

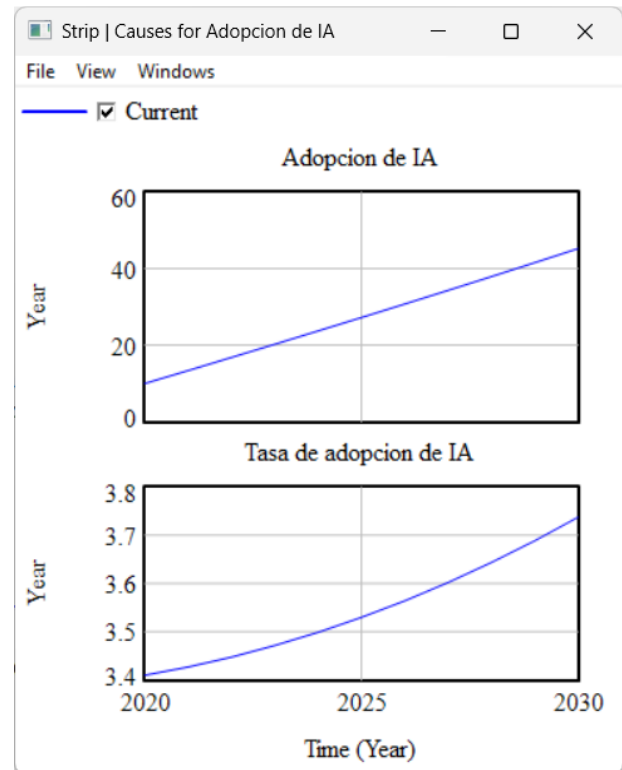


Fig. 9. Resultados adopción de IA

Time (Year)	"Tasa de mejora de productividad"	Tasa de mejora de productividad
2020	mejora de	3.43
2021	productividad"	4.112
2022	Runs:	4.79743
2023	Current	5.48697
2024		6.18131
2025		6.88114
2026		7.58715
2027		8.30003
2028		9.02051
2029		9.74929
2030		10.4871

Fig. 10. Tasa de mejora de productividad

Los resultados evidencian un crecimiento no lineal con señales moderadamente exponenciales, lo típico de los sistemas con retroalimentación positiva; el tipo de inversión y de capacitación actúan como tales palancas de la expansión, mientras que los factores de resistencia limitan su expansión.

D. Análisis de escenarios

Se evaluaron tres escenarios:

1. Escenario base: baja inversión y capacitación
2. Escenario intermedio: inversión parcial
3. Escenario intensivo: políticas públicas integradas

Los resultados evidencian:

- Escenario base: incremento de productividad $\approx 12\%$
- Escenario intermedio: $\approx 20\%$
- Escenario intensivo: entre 28% y 32%

Estos resultados demuestran que las políticas integradas tienen un impacto significativamente mayor en comparación con intervenciones aisladas

E. Análisis de sensibilidad

El análisis de sensibilidad ($\pm 20\%$ en parámetros) muestra que:

- La inversión en infraestructura es la variable más influyente
- La capacitación acelera significativamente la adopción
- La resistencia socioeconómica limita el crecimiento

Este comportamiento confirma la naturaleza no lineal del sistema y evidencia la alta elasticidad de la adopción tecnológica frente a variaciones en la inversión.

F. Resultados preliminares del estudio piloto

Los resultados del estudio piloto evidenciaron relaciones consistentes con los bucles causales propuestos. El 73% de los productores con mayor uso de herramientas digitales reportó mejoras en productividad y eficiencia operativa. Asimismo, el 67% indicó reducción en consumo de agua mediante monitoreo tecnificado, mientras que el 60% señaló que los costos iniciales continúan siendo la principal barrera de adopción. Estos hallazgos brindan soporte cuantitativo preliminar a los mecanismos de retroalimentación identificados en el modelo.

G. Discusión

Los resultados confirman que la adopción de la IA en la agricultura es un fenómeno complejo, impulsado por interacciones no lineales entre factores tecnológicos, económicos y sociales. El modelo desarrollado permite comprender estas dinámicas y evaluar el impacto de políticas públicas.

Los trabajos de genética agrícola y agricultura en ambientes controlados resaltan, por último, el potencial de la IA para el análisis de enormes volúmenes de datos genómicos, el pronóstico de características de los cultivos y el diseño de estrategias adaptativas frente a la pérdida de tierras fértiles y a las adversas condiciones climáticas [26],[27]. Finalmente, en su conjunto, la evidencia revisada revela que la IA es una herramienta clave para dar un salto hacia sistemas agrícolas más eficientes, más sostenibles y más resilientes, siempre atendiendo a un abordaje sistémico y contextualizado [6],[28],[29]. No obstante, se evidencia que la tecnología por sí sola no garantiza la adopción, siendo necesario un enfoque integral que incluya inversión, formación y gobernanza. A diferencia de estudios previos que abordan la IA de forma aislada, el presente trabajo integra un enfoque sistémico basado en dinámica de sistemas, lo que permite capturar interacciones complejas entre variables y generar escenarios prospectivos útiles para la toma de decisiones en políticas públicas.

IV. CONCLUSIONES

El trabajo elaborado ha permitido, de manera extensiva, observar el papel de la inteligencia artificial (IA) en la actual agricultura, evidenciando las capacidades de la IA como tecnología capacitante como para mejorar la eficiencia

productiva, promover la sostenibilidad medio-ambiental y contribuir a la toma de decisiones en contextos agrícolas complejos. Mediante una revisión sistemática de la literatura y un modelo de simulación basado en la dinámica de sistemas se evidencia que la IA se encuentra en el centro de la transición de los modelos agrícolas tradicionales hacia modelos más resilientes y adaptativos a los impactos del cambio climático y la seguridad alimentaria.

Los resultados obtenidos evidencian que las aplicaciones de IA, especialmente machine learning, Internet de las cosas y agricultura de precisión, provocan mejoras considerables en las optimizaciones del uso de insumos, la automatización de procesos y el aumento del rendimiento agrícola. Igualmente, la prueba tiene indicios que sugieren que estas tecnologías ayudan a reducir el impacto ambiental de la actividad agrícola a través de una mejor gestión de los recursos relativos al agua, los fertilizantes y la energía, ayudando a una producción más sostenible. Pero, los resultados también muestran que la adopción de la IA en la agricultura sigue enfrentándose a limitaciones bastante puntuales, sobre todo de la índole económica y social. Los grandes esfuerzos iniciales de inversión, la ausencia de estructura digital en áreas rurales, la falta de formación técnica y las consideraciones sociales que se relacionan con la desconfianza asociada hacia tecnología emergente son barreras que impiden que estas soluciones sean más adoptadas y socialmente incluyentes; lo que pone de manifiesto la necesidad para abordar la digitalización del sector agrícola con una visión de sistema que una los componentes tecnológicos con lo socioeconómico y de gobernanza de la problemática. El modelo de simulación permite extraer tres elementos clave para acelerar la adopción de la IA en los sistemas agrícolas: una mayor inyección de inversión pública en infraestructura agrícola; la elaboración de programas de formación para las comunidades rurales y la aplicación de estrategias éticas de forma conjunta con la transparencia, la participación y la confianza sobre el uso de los datos. Su articulación es esencial para acortar las brechas digitales y ayudar a la integración de la IA en las diversas condiciones agrícolas.

Desde el punto de vista teórico, este trabajo contribuye a la literatura existente dándole vida a una perspectiva integradora de la productividad, la sostenibilidad y el componente socioeconómico, logrando una visión socio-técnica desde la dinámica de sistemas; y en lo práctico, los resultados del trabajo son un insumo para el diseño de políticas públicas, propuestas de adopción tecnológica y programas de formación explícitamente alineados a construir un modelo de agricultura más sostenible, inclusiva y resiliente.

Finalmente, se admite que la investigación presenta limitaciones derivadas de las características de los datos secundarios y del enfoque reduccionista de aquellos modelos de simulación usados. En este sentido, futuras investigaciones

podrían ampliar la validación empírica mediante muestras probabilísticas y estudios longitudinales.

REFERENCES

- [1] I. A. Bhat *et al.*, «Leveraging artificial intelligence in agribusiness: a structured review of strategic management practices and future prospects», *Discov. Sustain.*, vol. 6, n.º 1, p. 565, jul. 2025, doi: 10.1007/s43621-025-01260-3.
- [2] Universidad de la Costa-CUC *et al.*, «Internet de las cosas aplicado a la agricultura: estado actual y su aplicación mediante un prototipo», *RISTI - Rev. Ibérica Sist. E Tecnol. Informação*, n.º 53, pp. 106-121, mar. 2024, doi: 10.17013/risti.53.106-121.
- [3] A. Ultreras-Rodríguez, M. T. D. J. De La Paz-Rosales, J. D. Santana-Alaniz, y A. G. Ramírez-Ortega, «Inteligencia artificial y su impacto en la automatización del trabajo en México», *Rev. Arbitr. Interdiscip. Koinonia*, vol. 10, n.º 19, pp. 4-25, ene. 2025, doi: 10.35381/r.k.v10i19.4364.
- [4] S. Patiño-Ramírez y Y. M. Valiente-Saldaña, «Identificación de factores que determinan el desarrollo rural en comunidades campesinas, 2018-2023: Revisión sistemática», *Rev. Arbitr. Interdiscip. Koinonia*, vol. 8, n.º 1, pp. 242-256, ago. 2023, doi: 10.35381/r.k.v8i1.2783.
- [5] C.-X. Yang, L. M. Baker, A. Mattox, D. Diehl, y S. Honeycutt, «The forgotten factor: Exploring consumer perceptions of artificial intelligence in the food and agriculture systems», *Future Foods*, vol. 11, p. 100553, jun. 2025, doi: 10.1016/j.fufo.2025.100553.
- [6] R. C. Forte Taylor, O. G. Clark, y J. J. Malard-Adam, «A qualitative framework to identify variables influencing ecological sustainability in tropical small-scale agriculture», *Environ. Dev.*, vol. 55, p. 101180, jul. 2025, doi: 10.1016/j.envdev.2025.101180.
- [7] E.-M. Schomakers, H. Biermann, y M. Zieffle, «Users' Preferences for Smart Home Automation – Investigating Aspects of Privacy and Trust», *Telemat. Inform.*, vol. 64, p. 101689, nov. 2021, doi: 10.1016/j.tele.2021.101689.
- [8] C. Collins, D. Dennehy, K. Conboy, y P. Mikalef, «Artificial intelligence in information systems research: A systematic literature review and research agenda», *Int. J. Inf. Manag.*, vol. 60, p. 102383, oct. 2021, doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2021.102383.
- [9] C. M. Viana, D. Freire, P. Abrantes, J. Rocha, y P. Pereira, «Agricultural land systems importance for supporting food security and sustainable development goals: A systematic review», *Sci. Total Environ.*, vol. 806, p. 150718, feb. 2022, doi: 10.1016/j.scitotenv.2021.150718.
- [10] Salmania Putri, T. Fahrudin, y Asti Widayanti, «Agricultural Cultivation Cost Prediction Using Neural Networks and Feature Importance Analysis», *J. RESTI Rekayasa Sist. Dan Teknol. Inf.*, vol. 9, n.º 1, pp. 31-39, ene. 2025, doi: 10.29207/resti.v9i1.6003.
- [11] UNITED NATIONS DEPARTMENT FOR ECONOMIC AND SOCIAL AFFAIRS, *WORLD POPULATION PROSPECTS 2024: summary of results*. S.l.: UNITED NATIONS, 2025.
- [12] J. E. Sanchez-Calle y G. P. Castillo Armas, «Algoritmos y su efecto en la agricultura: automatización de procesos», *Rev. Científica Sist. E Informática*, vol. 2, n.º 2, p. e386, jul. 2022, doi: 10.51252/rcsi.v2i2.386.
- [13] V. J. P. D. Martinho y R. D. P. F. Guiné, «Integrated-Smart Agriculture: Contexts and Assumptions for a Broader Concept», *Agronomy*, vol. 11, n.º 8, p. 1568, ago. 2021, doi: 10.3390/agronomy11081568.
- [14] N. Aijaz, H. Lan, T. Raza, M. Yaqub, R. Iqbal, y M. S. Pathan, «Artificial intelligence in agriculture: Advancing crop productivity and sustainability», *J. Agric. Food Res.*, vol. 20, p. 101762, abr. 2025, doi: 10.1016/j.jafr.2025.101762.
- [15] D. Uztürk y G. Büyükköçkan, «Industry 4.0 technologies in Smart Agriculture: A review and a Technology Assessment Model

- proposition», *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 208, p. 123640, nov. 2024, doi: 10.1016/j.techfore.2024.123640.
- [16] G. Papadopoulos, S. Arduini, H. Uyar, V. Psiroukis, A. Kasimati, y S. Fountas, «Economic and environmental benefits of digital agricultural technologies in crop production: A review», *Smart Agric. Technol.*, vol. 8, p. 100441, ago. 2024, doi: 10.1016/j.atech.2024.100441.
- [17] A. Kamilaris, A. Kartakoullis, y F. X. Prenafeta-Boldú, «A review on the practice of big data analysis in agriculture», *Comput. Electron. Agric.*, vol. 143, pp. 23-37, dic. 2017, doi: 10.1016/j.compag.2017.09.037.
- [18] S. M. Shawon, F. B. Ema, A. K. Mahi, F. L. Niha, y H. T. Zubair, «Crop yield prediction using machine learning: An extensive and systematic literature review», *Smart Agric. Technol.*, vol. 10, p. 100718, mar. 2025, doi: 10.1016/j.atech.2024.100718.
- [19] O. X. Bermeo Almeida, V. I. Guevara Arias, y W. J. Dávila Vargas, «Gestión inteligente de los datos en la agroindustria», *Rev. Alfa*, vol. 7, n.º 19, pp. 139-152, abr. 2023, doi: 10.33996/revistaalfa.v7i19.204.
- [20] D. Li, C. Li, Y. Yao, M. Li, y L. Liu, «Modern imaging techniques in plant nutrition analysis: A review», *Comput. Electron. Agric.*, vol. 174, p. 105459, jul. 2020, doi: 10.1016/j.compag.2020.105459.
- [21] P. Arregocés-Guerra, J. F. Restrepo-Arias, M. Usme Martínez, J. P. Montoya-Yepes, y J. W. Branch-Bedoya, «Monitoreo de cultivos bajo invernadero utilizando tecnologías 4.0», *Cienc. Tecnol. Agropecu.*, vol. 24, n.º 2, jun. 2023, doi: 10.21930/rcta.vol24_num2_art:2853.
- [22] S. V. Vicente-Solano y M. E. Calle-Arancibia, «Fertilizantes en la producción agrícola: un análisis de la percepción de uso», *Apunt. Cenes*, vol. 43, n.º 78, pp. 201-226, jul. 2024, doi: 10.19053/uptc.01203053.v43.n78.2024.17532.
- [23] M. A. Sánchez-de Jesús, V. H. Volke-Haller, J. I. Cortés-Flores, A. María-Ramírez, y C. San-Martín-Hernández, «APORTE DE NITRÓGENO POR EL SUELO Y EFICIENCIA DE APROVECHAMIENTO DEL NITRÓGENO APLICADO EN MAÍZ DE TEMPORAL», *Rev. Fitotec. Mex.*, vol. 47, n.º 2, p. 99, jun. 2024, doi: 10.35196/rfm.2024.2.99.
- [24] N. Ahmed, G. Xinagyu, M. Alnafissa, A. Ali, y H. Ullah, «Linear and non-linear impact of key agricultural components on greenhouse gas emissions», *Sci. Rep.*, vol. 15, n.º 1, p. 5314, feb. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-88159-1.
- [25] K. Kusumavathi *et al.*, «Artificial intelligence for fostering sustainable agriculture», *Curr. Plant Biol.*, vol. 42, p. 100476, jun. 2025, doi: 10.1016/j.cpb.2025.100476.
- [26] R. Dublino y M. Ercolano, «Artificial intelligence redefines agricultural genetics by unlocking the enigma of genomic complexity», *Crop J.*, p. S2214514125001370, jun. 2025, doi: 10.1016/j.cj.2025.05.008.
- [27] J. H. Ryu, Z. Subah, y J. Baek, «An Application of System Dynamics to Characterize Crop Production for Autonomous Indoor Farming Platforms (AIFP)», *Horticulturae*, vol. 9, n.º 12, p. 1318, dic. 2023, doi: 10.3390/horticulturae9121318.
- [28] Puspitasari, R. Nurmawati, Hariyadi, y A. Agustian, «Systems thinking in sustainable agriculture development: a case study of garlic production in Indonesia», *Front. Sustain. Food Syst.*, vol. 8, p. 1349024, sep. 2024, doi: 10.3389/fsufs.2024.1349024.
- [29] E. Suryani, H. Rafi, y A. Utamima, «Model-based Decision Support System Using a System Dynamics Approach to Increase Corn Productivity», *J. Inf. Syst. Eng. Bus. Intell.*, vol. 10, n.º 1, pp. 139-151, feb. 2024, doi: 10.20473/jisebi.10.1.139-151.