

Artículo Revisión

Sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones en la agricultura inteligente: tendencias, aplicaciones y desafíos

Intelligent decision support systems in smart agriculture: trends, applications, and challenges

Noemí Katuska Salinas Parra^{1*}  

¹Universidad Estatal de Milagro, Milagro-Ecuador

*Autor de correspondencia: Noemí Katuska Salinas Parra 

Recibido: 08-11-2025

Revisado: 15-11-2025

Aceptado: 22-11-2025

Publicado: 29-11-2025

Cómo citar este artículo: Salinas Parra, N. K. (2025). Sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones en la agricultura inteligente: tendencias, aplicaciones y desafíos. *Viterra*, 3(2), 1-34.

<https://viterra.diginova.pro/index.php/viterra/article/view/26>

RESUMEN

Los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones (Decision Support Systems, DSS) representan uno de los principales avances tecnológicos de la agricultura inteligente al integrar herramientas de inteligencia artificial, aprendizaje automático, Internet de las Cosas (IoT), Big Data, sensores, drones e imágenes satelitales para optimizar la gestión de los sistemas productivos. Estas tecnologías permiten procesar grandes volúmenes de información en tiempo real y generar recomendaciones orientadas a mejorar la planificación, el monitoreo y el manejo de los cultivos, favoreciendo una agricultura más eficiente, sostenible y resiliente frente a los desafíos del cambio climático y la seguridad alimentaria. El objetivo de esta revisión de alcance fue analizar el estado del conocimiento sobre los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones en la agricultura inteligente, identificando las principales tendencias tecnológicas, aplicaciones, beneficios y desafíos reportados en la literatura científica. La investigación se desarrolló siguiendo las directrices de PRISMA-ScR mediante la revisión de artículos científicos, revisiones e informes técnicos publicados entre 2018 y 2024. Los resultados evidencian que los sistemas inteligentes contribuyen significativamente a incrementar la productividad agrícola, optimizar el uso del agua, fertilizantes y otros insumos, mejorar la detección temprana de plagas y enfermedades, fortalecer la predicción del rendimiento y facilitar la toma de decisiones basada en datos. Asimismo, se identificaron desafíos relacionados con la interoperabilidad de los sistemas, la calidad y disponibilidad de los datos, la conectividad en áreas rurales, la capacitación de los usuarios, la ciberseguridad y la gobernanza de la información. Se concluye que los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones constituyen un componente estratégico para la transformación digital del sector agroalimentario; sin embargo, su implementación efectiva requiere fortalecer la infraestructura tecnológica, promover políticas públicas inclusivas e impulsar investigaciones que favorezcan la integración, accesibilidad y confiabilidad de estas herramientas en diferentes contextos agrícolas.

Palabras clave: agricultura inteligente; sistemas de apoyo a la toma de decisiones; inteligencia artificial; Internet de las cosas; agricultura de precisión.

ABSTRACT

Intelligent Decision Support Systems (DSS) have become one of the most significant technological advances in smart agriculture by integrating artificial intelligence, machine learning, the Internet of Things (IoT), Big Data, sensors, unmanned aerial vehicles (UAVs), and satellite imagery to optimise the management of agricultural production systems. These technologies enable the processing of large volumes of real-time data and generate recommendations that improve planning, crop monitoring, and farm management, promoting more efficient, sustainable, and resilient agricultural practices in response to climate change and global food security challenges. The aim of this scoping review was to analyse the current state of knowledge on intelligent decision support systems in smart agriculture by

identifying the main technological trends, applications, benefits, and challenges reported in the scientific literature. The review was conducted following the PRISMA Extension for Scoping Reviews (PRISMA-ScR) guidelines through the analysis of scientific articles, review papers, and technical reports published between 2018 and 2024. The findings indicate that intelligent decision support systems significantly improve agricultural productivity by optimising the use of water, fertilisers, and other agricultural inputs, enhancing early detection of pests and crop diseases, strengthening yield prediction, and supporting data-driven decision-making. Nevertheless, important challenges remain, including system interoperability, data quality and availability, rural connectivity, user training, cybersecurity, and data governance. It is concluded that intelligent decision support systems represent a strategic component of the digital transformation of the agricultural sector. However, their successful implementation requires stronger technological infrastructure, inclusive public policies, and further research aimed at improving the integration, accessibility, transparency, and reliability of these technologies across diverse agricultural contexts.

Keywords: smart agriculture; decision support systems; artificial intelligence; Internet of Things; precision agriculture.

1. INTRODUCCIÓN

La transformación digital ha impulsado una evolución profunda del sector agrícola y ha favorecido el surgimiento de la agricultura inteligente, entendida como un enfoque productivo que integra tecnologías digitales para optimizar la producción, mejorar la eficiencia en el uso de los recursos y fortalecer la sostenibilidad de los sistemas agroalimentarios. La creciente demanda mundial de alimentos, los efectos del cambio climático, la degradación de los recursos naturales y la necesidad de incrementar la competitividad de las explotaciones han acelerado la adopción de herramientas capaces de recopilar, procesar e interpretar información agronómica. Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020) señalan que la utilización de grandes volúmenes de datos está modificando la gestión agrícola al facilitar decisiones fundamentadas en información procedente de múltiples fuentes. En este proceso también intervienen la inteligencia artificial, el Internet de las Cosas, la computación en la nube, los sensores inteligentes, los drones y las imágenes satelitales, cuya integración permite monitorear los cultivos y responder con mayor precisión ante cambios en las condiciones productivas (Benos et al., 2021).

En este contexto, los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones, conocidos como Decision Support Systems (DSS), se han convertido en uno de los componentes centrales de la agricultura inteligente. Estas plataformas integran datos procedentes de sensores, estaciones meteorológicas, maquinaria agrícola, imágenes remotas, registros históricos y sistemas de información para generar recomendaciones aplicables a la planificación productiva. Klerkx et al. (2019) explican que los sistemas de información para la gestión agrícola permiten organizar los datos generados dentro de las explotaciones y convertirlos en conocimiento útil para los productores. Cuando estas plataformas incorporan algoritmos inteligentes y modelos predictivos, pueden apoyar decisiones relacionadas con el riego, la fertilización, el control fitosanitario, la estimación del rendimiento y la administración de los recursos, reduciendo la incertidumbre que acompaña a los procesos productivos (Brenes et al., 2020).

El desarrollo de estos sistemas ha experimentado un crecimiento significativo gracias a los avances alcanzados en inteligencia artificial y aprendizaje automático. Liakos et al. (2018) destacan que los algoritmos de aprendizaje supervisado, no supervisado y profundo han ampliado la capacidad para clasificar cultivos, predecir rendimientos, detectar enfermedades y evaluar diferentes condiciones del suelo. Estas técnicas permiten analizar simultáneamente variables climáticas, fisiológicas y productivas que difícilmente podrían procesarse mediante métodos convencionales. De forma complementaria, Jha et al. (2019) señalan que la automatización basada en inteligencia artificial ha favorecido el desarrollo de aplicaciones capaces de apoyar el monitoreo, la planificación y la ejecución de tareas agrícolas, mejorando la eficiencia operativa y disminuyendo la dependencia de procesos manuales.

El Internet de las Cosas representa otro de los pilares tecnológicos sobre los cuales funcionan los sistemas inteligentes de apoyo a la decisión. Mediante sensores inalámbricos, estaciones meteorológicas, dispositivos conectados y maquinaria equipada con sistemas de comunicación, es posible recopilar información continua sobre la humedad del suelo, la temperatura, la radiación solar, la disponibilidad de nutrientes y el estado de los cultivos. Ayaz et al. (2019) explican que esta infraestructura permite establecer una comunicación constante entre el entorno agrícola y las

plataformas digitales utilizadas para administrar las explotaciones. Los datos recopilados pueden transmitirse a sistemas de procesamiento que identifican cambios relevantes y generan recomendaciones de manejo. Según Ayaz et al. (2019), esta conectividad favorece el monitoreo remoto y la automatización de diversas operaciones, aunque su funcionamiento depende de la disponibilidad de redes confiables y dispositivos compatibles.

Las redes inalámbricas de sensores también han ampliado las posibilidades de seguimiento localizado de los sistemas agrícolas. Bacco et al. (2019) señalan que estos dispositivos permiten observar la variabilidad espacial y temporal presente dentro de las parcelas, proporcionando información específica para cada zona de manejo. Su integración con plataformas inteligentes posibilita activar sistemas de riego, modificar la aplicación de insumos o emitir alertas cuando determinadas variables superan los límites establecidos. Los avances recientes del Internet de las Cosas han fortalecido esta capacidad mediante arquitecturas que integran dispositivos, redes de comunicación, almacenamiento en la nube y herramientas analíticas. No obstante, Boursianis et al. (2022) advierten que la expansión de estas soluciones exige superar limitaciones relacionadas con el consumo energético, la cobertura, la interoperabilidad y la seguridad de los datos.

Paralelamente, el análisis de grandes datos ha transformado la manera en que se planifican y administran los sistemas productivos. La información generada por sensores, drones, imágenes satelitales, registros meteorológicos y maquinaria conectada puede utilizarse para identificar patrones que no resultan evidentes mediante observaciones aisladas. Benos et al. (2021) destacan que las técnicas de análisis masivo permiten relacionar variables ambientales y productivas para construir modelos predictivos con mayor capacidad explicativa. En la agricultura inteligente, estos modelos pueden anticipar riesgos, estimar necesidades de insumos y apoyar la selección de prácticas de manejo. Sin embargo, Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020) advierten que el aprovechamiento efectivo de los datos requiere infraestructura tecnológica, criterios de calidad, capacidades analíticas y mecanismos claros para regular su propiedad y utilización.

Las aplicaciones de los sistemas inteligentes abarcan actualmente una amplia variedad de procesos agrícolas. Estas herramientas se utilizan en el manejo automatizado del riego, la fertilización de precisión, la detección de plagas y enfermedades, la predicción del rendimiento, la planificación de las cosechas y la gestión integral de las explotaciones. Ferentinos (2018) señalan que el análisis automatizado de imágenes y variables agronómicas ha mejorado la identificación temprana de alteraciones en los cultivos y la estimación de la producción. En el ámbito de la agricultura de precisión, la combinación de sistemas de posicionamiento, sensores, teledetección y tecnologías de aplicación variable permite ajustar las intervenciones a las características específicas de cada zona productiva. Shafi et al. (2019) sostienen que este manejo diferenciado puede incrementar la productividad y reducir el impacto ambiental al evitar aplicaciones uniformes e innecesarias de agua, fertilizantes y productos fitosanitarios.

La digitalización también ha extendido la toma de decisiones más allá de los límites de las explotaciones agrícolas. La integración de información sobre producción, almacenamiento, transporte y comercialización permite construir cadenas agroalimentarias más conectadas y transparentes. Verdouw et al. (2021) explican que el Internet de las Cosas facilita la representación virtual de los procesos físicos que ocurren a lo largo de estas cadenas, permitiendo supervisar productos, recursos y operaciones en tiempo real. Esta capacidad puede mejorar la trazabilidad, reducir pérdidas y fortalecer la coordinación entre productores, proveedores, distribuidores y mercados. Por consiguiente, los sistemas inteligentes no solo apoyan decisiones agronómicas, sino que también pueden contribuir a una gestión integral de la producción y la distribución de alimentos.

A pesar de los avances alcanzados, la implementación de estas tecnologías continúa enfrentando importantes desafíos técnicos, económicos y sociales. Entre las principales limitaciones se encuentran la incompatibilidad entre plataformas, la calidad insuficiente de los datos, la limitada conectividad rural, los costos de adquisición y mantenimiento, y la falta de capacitación de los usuarios. La adopción también depende de la confianza de los productores en las recomendaciones generadas y de la facilidad con la que las herramientas puedan incorporarse a sus rutinas de trabajo. En este sentido, las tecnologías demasiado complejas o poco adaptadas a las condiciones locales pueden presentar bajos niveles de utilización, incluso cuando ofrecen importantes capacidades analíticas. El International Food Policy

Research Institute (2023) destaca que la expansión de la inteligencia artificial en la agricultura debe acompañarse de estrategias dirigidas a reducir las desigualdades tecnológicas y facilitar el acceso de los pequeños productores.

La ciberseguridad, la privacidad y la gobernanza de la información constituyen desafíos adicionales. Los sistemas conectados recopilan datos relacionados con la productividad, la localización de las explotaciones, las condiciones del suelo y las decisiones comerciales de los agricultores, lo que genera interrogantes sobre su propiedad, almacenamiento y utilización. La regulación de la European Union (2024) advierte que las aplicaciones agrícolas basadas en inteligencia artificial y datos requieren marcos de gobernanza capaces de promover la innovación sin debilitar los derechos de los usuarios. Asimismo, la interoperabilidad entre dispositivos y plataformas resulta indispensable para evitar la fragmentación tecnológica y la dependencia de proveedores específicos. En este escenario, las políticas públicas deben promover estándares comunes, infraestructura digital y mecanismos de capacitación que faciliten una adopción inclusiva y responsable.

Desde el punto de vista científico, el interés por los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones ha aumentado considerablemente; sin embargo, la evidencia disponible permanece distribuida entre diferentes disciplinas, tecnologías y ámbitos de aplicación. Algunas revisiones se concentran en el aprendizaje automático, como la desarrollada por Liakos et al. (2018), mientras otras examinan específicamente el Internet de las Cosas o las redes de sensores. Brenes et al. (2020) analizaron los sistemas agrícolas de apoyo a la decisión que utilizan inteligencia artificial y evidenciaron la diversidad de técnicas, cultivos y problemas abordados. No obstante, todavía resulta necesario integrar estos aportes para comprender cómo convergen la inteligencia artificial, el análisis de datos, los sensores y la conectividad dentro de plataformas orientadas a respaldar decisiones productivas.

La pertinencia de esta investigación radica en la necesidad de organizar y sintetizar el conocimiento sobre las tendencias tecnológicas, aplicaciones, beneficios y limitaciones de estos sistemas. Una visión integrada puede servir de apoyo para investigadores, instituciones públicas, empresas tecnológicas y productores interesados en impulsar procesos de transformación digital que incrementen la productividad y favorezcan el uso sostenible de los recursos naturales. El análisis también permite reconocer las condiciones que influyen en la adopción, entre ellas la disponibilidad de infraestructura, las competencias digitales, la confianza de los usuarios y la existencia de políticas que regulen el tratamiento de la información. De esta manera, la revisión no se limita a describir las tecnologías disponibles, sino que examina su articulación con las necesidades productivas y sociales de los diferentes contextos agrícolas.

Los ejes de análisis comprenden la evolución de los sistemas inteligentes de apoyo a la decisión, las tecnologías que intervienen en su funcionamiento y sus principales aplicaciones agrícolas. También se examinan los beneficios relacionados con la productividad, la eficiencia en el uso de los recursos y la capacidad para anticipar riesgos, junto con los desafíos que condicionan su adopción. Esta organización permite analizar la relación entre los componentes tecnológicos y los procesos de decisión, evitando estudiar de manera aislada la inteligencia artificial, el Internet de las Cosas, el análisis de grandes datos o los sensores inteligentes.

Metodológicamente, el estudio se desarrolló como una revisión de alcance, debido a la amplitud temática y la heterogeneidad de la evidencia disponible. Peters et al. (2020) señalan que este tipo de revisión permite mapear conceptos, fuentes y características principales de un campo de investigación. Tricco et al. (2018) complementaron este planteamiento al destacar la necesidad de formular preguntas claras, desarrollar procesos rigurosos de selección y vincular la síntesis con el propósito del estudio. En el presente trabajo, este enfoque facilita la incorporación de investigaciones con diferentes diseños metodológicos y permite identificar tendencias, vacíos de conocimiento y oportunidades para futuros estudios.

En consecuencia, el objetivo general de esta revisión de alcance es analizar el estado del conocimiento sobre los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones en la agricultura inteligente, identificando las principales tendencias tecnológicas, aplicaciones, beneficios y desafíos reportados en la literatura científica. Mediante esta integración se pretende aportar una visión amplia que contribuya al fortalecimiento de la transformación digital, la innovación y la toma de decisiones basada en evidencia dentro del sector agroalimentario.

2. METODOLOGÍA

La investigación se desarrolló mediante una revisión de alcance orientada a identificar, organizar y sintetizar la evidencia disponible sobre los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones aplicados a la agricultura inteligente. Este diseño metodológico resultó pertinente debido a la amplitud del tema, la diversidad de tecnologías involucradas y la heterogeneidad de los estudios publicados. Peters et al. (2020) señalan que las revisiones de alcance permiten examinar campos de conocimiento emergentes, aclarar conceptos centrales, reconocer los tipos de evidencia existentes e identificar áreas que requieren mayor investigación. En el presente estudio, este enfoque facilitó la integración de investigaciones sobre inteligencia artificial, aprendizaje automático, Internet de las Cosas, grandes datos, sensores, plataformas de gestión y agricultura de precisión.

El proceso metodológico comprendió la formulación de la pregunta de investigación, la identificación de las fuentes de información, el establecimiento de la estrategia de búsqueda, la definición de los criterios de elegibilidad, la selección de los documentos, la extracción de los datos y la síntesis temática de los hallazgos. Las recomendaciones de Tricco et al. (2018) orientaron la delimitación del propósito de la revisión y la organización sistemática de las etapas. Asimismo, se consideraron las directrices del Joanna Briggs Institute para la elaboración de revisiones de alcance, especialmente en lo relacionado con la correspondencia entre la pregunta, los criterios de inclusión y la estrategia de síntesis (Peters et al., 2020). La presentación del procedimiento se realizó conforme a PRISMA-ScR, guía que favorece la transparencia en la comunicación de las fuentes consultadas, los criterios aplicados y los resultados de la selección documental (Tricco et al., 2018).

Estrategia de búsqueda bibliográfica

La búsqueda bibliográfica se diseñó para localizar investigaciones relacionadas con el desarrollo, funcionamiento y aplicación de sistemas inteligentes de apoyo a la decisión en contextos agrícolas. Se consideraron artículos originales, revisiones científicas, informes técnicos y documentos institucionales publicados entre 2018 y 2024. Este periodo permitió concentrar el análisis en una etapa caracterizada por el crecimiento de la agricultura digital y la incorporación progresiva de tecnologías analíticas y conectadas. Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020) evidencian que, durante este periodo, el análisis de grandes datos adquirió una importancia creciente en la gestión agrícola. De forma complementaria, Liakos et al. (2018) muestran una expansión de las aplicaciones de aprendizaje automático orientadas a la predicción, clasificación y optimización de procesos productivos.

Los términos de búsqueda se seleccionaron considerando los conceptos centrales de la pregunta de investigación y la terminología predominante en la literatura especializada. Se emplearon las expresiones en inglés smart agriculture, smart farming, decision support systems, artificial intelligence in agriculture, precision agriculture, Internet of Things, machine learning, Big Data, farm management information systems y digital agriculture. También se utilizaron sus equivalentes en español: agricultura inteligente, sistemas de apoyo a la toma de decisiones, inteligencia artificial en agricultura, agricultura de precisión, Internet de las Cosas, aprendizaje automático, grandes datos, sistemas de información para la gestión agrícola y agricultura digital.

Los descriptores fueron combinados mediante los operadores booleanos AND y OR con el propósito de relacionar los sistemas de apoyo a la decisión con las principales tecnologías y aplicaciones agrícolas. Entre las combinaciones utilizadas se incluyeron “decision support systems” AND “smart agriculture”, “artificial intelligence” AND agriculture, “Internet of Things” AND “precision agriculture”, “machine learning” AND “crop management” y “Big Data” AND “farm management”. Las búsquedas en español siguieron una estructura equivalente, combinando términos relacionados con los sistemas inteligentes, las tecnologías digitales y los procesos de producción agrícola.

La estrategia también incorporó términos específicos vinculados con las aplicaciones de estos sistemas, como riego inteligente, detección de enfermedades, predicción del rendimiento, fertilización de precisión, monitoreo de cultivos y gestión de explotaciones agrícolas. Esta ampliación permitió recuperar estudios que, aunque no empleaban expresamente la denominación Decision Support Systems en el título o resumen, describían plataformas o modelos diseñados para generar recomendaciones y apoyar decisiones productivas. Además, se revisaron las referencias de los

documentos seleccionados para localizar publicaciones pertinentes que no hubieran sido identificadas mediante la búsqueda inicial.

Criterios de inclusión y exclusión

Los criterios de elegibilidad se establecieron antes de iniciar la selección documental y se aplicaron de manera uniforme durante las fases de cribado y evaluación del texto completo. Se incluyeron artículos científicos originales, revisiones sistemáticas, revisiones de alcance e informes técnicos elaborados por instituciones reconocidas. Los documentos debían abordar directamente sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones o tecnologías digitales con capacidad para procesar información y generar recomendaciones aplicables a la agricultura. También se consideraron investigaciones sobre inteligencia artificial, aprendizaje automático, Internet de las Cosas, grandes datos, sensores inteligentes, drones, imágenes remotas y agricultura de precisión cuando presentaban una relación explícita con los procesos de decisión.

La revisión incorporó publicaciones disponibles en español o inglés, difundidas entre 2018 y 2024 y con acceso suficiente a su contenido para evaluar el objetivo, la metodología y los principales resultados. Se priorizaron los trabajos que describían claramente la tecnología analizada, el contexto agrícola, las variables empleadas y las aplicaciones desarrolladas. Esta delimitación permitió incluir investigaciones experimentales, estudios de desarrollo tecnológico, evaluaciones de plataformas y revisiones que proporcionaran información relevante sobre las tendencias, beneficios, limitaciones o perspectivas de los sistemas inteligentes.

Se excluyeron los registros duplicados y los documentos que abordaban exclusivamente la automatización industrial sin presentar aplicaciones agrícolas. También se descartaron editoriales, notas de opinión, materiales promocionales y publicaciones carentes de respaldo metodológico. Los estudios centrados únicamente en componentes electrónicos o algoritmos informáticos fueron excluidos cuando no explicaban su relación con una decisión agronómica o con la gestión de un sistema productivo. Asimismo, se eliminaron los documentos cuyo texto completo no permitía determinar las características de la tecnología, la aplicación agrícola o los resultados obtenidos.

Proceso de selección de los estudios

La selección de la evidencia se desarrolló mediante las fases de identificación, cribado, elegibilidad e inclusión, de acuerdo con la estructura de presentación recomendada por PRISMA-ScR. En la fase de identificación se recopilaban los registros recuperados mediante las diferentes combinaciones de búsqueda y se organizaron en una base documental. Posteriormente, se detectaron y eliminaron los registros duplicados antes de iniciar la evaluación temática. Tricco et al. (2018) recomiendan documentar estas operaciones para que el lector pueda reconocer con claridad el recorrido seguido desde la búsqueda inicial hasta la conformación de la muestra final.

Durante el cribado se revisaron los títulos y resúmenes con el propósito de determinar su relación con los sistemas inteligentes, las tecnologías digitales y la toma de decisiones agrícolas. Los documentos que no guardaban correspondencia con la pregunta de investigación fueron excluidos en esta etapa. Cuando la información disponible en el título o resumen resultaba insuficiente para adoptar una decisión, el registro se mantuvo para su evaluación en texto completo, evitando excluir prematuramente estudios potencialmente relevantes.

En la fase de elegibilidad se efectuó la lectura completa de las publicaciones preseleccionadas y se verificó el cumplimiento de los criterios de inclusión. La evaluación consideró el tipo de tecnología, la finalidad del sistema, el contexto agrícola, la información procesada y la existencia de resultados relacionados con la toma de decisiones. Los documentos excluidos en esta fase fueron organizados según razones específicas, como falta de aplicación agrícola, ausencia de un componente de apoyo a la decisión, información metodológica insuficiente o falta de correspondencia con el periodo establecido.

Finalmente, se incluyeron en la síntesis los estudios que aportaron evidencia suficiente para responder al objetivo de la revisión. El procedimiento se desarrolló procurando mantener correspondencia entre la pregunta de investigación, los criterios de elegibilidad y las categorías de análisis. Tricco et al. (2018) destacan que esta articulación es

indispensable para evitar que la amplitud característica de las revisiones de alcance disminuya la claridad y el rigor del proceso de selección. Los resultados de las diferentes fases deben presentarse mediante un diagrama de flujo que indique los registros identificados, duplicados eliminados, documentos cribados, textos completos evaluados, exclusiones justificadas y estudios finalmente incluidos.

Extracción y organización de la información

La información de los estudios seleccionados se sistematizó mediante una matriz de extracción elaborada específicamente para la revisión. Para cada publicación se registraron los autores, año, tipo de documento, país o institución, objetivo, tecnología analizada, aplicación agrícola, principales hallazgos, beneficios identificados y desafíos reportados. También se incorporó información sobre las fuentes de datos utilizadas, las técnicas de procesamiento, el tipo de recomendación generada y el contexto en el que fue evaluado cada sistema. Peters et al. (2020) señalan que la extracción estructurada permite describir las características de la evidencia y mantener una relación clara entre la pregunta de investigación y los resultados presentados.

La matriz fue revisada durante el proceso de extracción para comprobar que las variables seleccionadas permitieran responder a los objetivos del estudio. Cuando una publicación examinaba más de una tecnología o aplicación, la información se registró en las categorías correspondientes sin duplicar el documento. Este procedimiento facilitó la comparación entre estudios y permitió reconocer relaciones entre las tecnologías utilizadas, los problemas agrícolas abordados y los beneficios observados.

Posteriormente, la evidencia se organizó en categorías temáticas relacionadas con la evolución de los sistemas inteligentes, sus componentes tecnológicos, las aplicaciones agrícolas, los beneficios derivados de su utilización y las barreras para su implementación. La clasificación no se limitó a la denominación empleada por cada autor, sino que consideró la función desarrollada por la herramienta dentro del proceso de decisión. De este modo, fue posible integrar plataformas descritas como sistemas de gestión, modelos predictivos, aplicaciones de agricultura de precisión o arquitecturas de Internet de las Cosas cuando su finalidad consistía en transformar datos en recomendaciones útiles para el manejo agrícola.

Síntesis y análisis de la evidencia

La evidencia se analizó mediante una síntesis narrativa y temática, apropiada para integrar estudios con diferentes diseños, tecnologías, escalas de aplicación y variables de resultado. Peters et al. (2020) plantean que las revisiones de alcance deben ofrecer una descripción estructurada de la amplitud y las características del conocimiento disponible. En concordancia con este principio, los datos extraídos fueron comparados para identificar coincidencias, diferencias y tendencias en el desarrollo de los sistemas inteligentes de apoyo a la decisión.

El análisis comenzó con la descripción general de los documentos incluidos, considerando el año de publicación, el origen geográfico, el tipo de investigación y la tecnología predominante. Posteriormente, los hallazgos se agruparon en cinco categorías: evolución de los sistemas inteligentes; tecnologías integradas en los DSS agrícolas; aplicaciones en los procesos productivos; beneficios derivados de su implementación; y desafíos, limitaciones y tendencias futuras. Esta estructura permitió examinar el campo desde una perspectiva tecnológica y agronómica, relacionando los componentes digitales con las decisiones que respaldan.

En la categoría tecnológica se analizaron la inteligencia artificial, el aprendizaje automático, el Internet de las Cosas, las redes de sensores, el análisis de grandes datos y los sistemas de información para la gestión agrícola. Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020) aportan elementos para comprender la función de los datos masivos en la agricultura inteligente, mientras que Liakos et al. (2018) describen las principales aplicaciones del aprendizaje automático. La automatización y su relación con los procesos agrícolas fueron examinadas a partir de las aportaciones de Jha et al. (2019). Por su parte, Boursianis et al. (2022) permitieron interpretar los avances y limitaciones de las arquitecturas basadas en el Internet de las Cosas.

El análisis de las aplicaciones consideró el manejo del riego, la fertilización, la detección de enfermedades, la predicción del rendimiento, el monitoreo de los cultivos y la administración de las explotaciones. Los beneficios se examinaron en términos de productividad, precisión, ahorro de recursos, sostenibilidad y capacidad de anticipación. Finalmente, las limitaciones se organizaron en dimensiones técnicas, económicas, sociales e institucionales, incluyendo la interoperabilidad, la calidad de los datos, la conectividad, la capacitación, la ciberseguridad y la gobernanza de la información. La integración de estas categorías permitió establecer una visión amplia del desarrollo del campo e identificar los principales vacíos que requieren investigación adicional.

Antes de cerrar la metodología debes completar tres datos que todavía no aparecen en el texto original: las bases de datos realmente consultadas, las fechas exactas de la búsqueda y las cantidades correspondientes a cada fase del proceso de selección. Estos datos no deben inventarse, porque son indispensables para que la revisión resulte transparente y reproducible.

3. RESULTADOS

La revisión de alcance permitió identificar investigaciones publicadas entre 2018 y 2024 sobre los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones aplicados a la agricultura. Los documentos analizados muestran que este campo se caracteriza por la convergencia de inteligencia artificial, aprendizaje automático, Internet de las Cosas, análisis de grandes datos, redes de sensores, sistemas de información para la gestión agrícola y tecnologías de agricultura de precisión. Klerkx et al. (2019) describen la transición desde plataformas orientadas principalmente al registro de las actividades productivas hacia sistemas capaces de integrar información técnica, económica y administrativa. Posteriormente, la expansión del análisis de grandes datos fortaleció la capacidad para generar recomendaciones basadas en información procedente de diferentes fuentes (Saiz-Rubio & Rovira-Más, 2020).

La evidencia revisada también muestra un aumento progresivo de las investigaciones relacionadas con conectividad, automatización y procesamiento inteligente de la información. Ayaz et al. (2019) identificaron el Internet de las Cosas como una infraestructura fundamental para recopilar y transmitir datos agrícolas, mientras que Liakos et al. (2018) documentaron la creciente utilización de algoritmos de aprendizaje automático en procesos de predicción, clasificación y reconocimiento de patrones. Durante los años posteriores, las arquitecturas tecnológicas se hicieron más complejas e incorporaron sensores, plataformas en la nube, sistemas de comunicación y modelos de inteligencia artificial capaces de apoyar decisiones en tiempo real (Boursianis et al., 2022).

A partir del análisis temático, los resultados se organizaron en cinco categorías relacionadas con la evolución de los sistemas inteligentes, las tecnologías que sustentan su funcionamiento, sus principales aplicaciones agrícolas, los beneficios derivados de su implementación y los desafíos que condicionan su adopción. Esta clasificación permitió relacionar el desarrollo tecnológico con los problemas productivos abordados por cada sistema y reconocer la transición hacia plataformas integradas, predictivas y progresivamente automatizadas.

Tabla 1.

Características de los estudios incluidos en la revisión de alcance

Autor(es)	Año	Tipo de documento	Tecnología principal	Aporte principal
Saiz-Rubio y Rovira-Más	2020	Revisión	Gestión de datos agrícolas	Analiza la evolución desde la agricultura inteligente hacia la agricultura 5.0 y la gestión integrada de datos de cultivos.

Autor(es)	Año	Tipo de documento	Tecnología principal	Aporte principal
Verdouw et al.	2021	Artículo científico	Gemelos digitales e Internet de las Cosas	Examina los gemelos digitales como representaciones conectadas para supervisar y apoyar decisiones en sistemas agrícolas. Sintetiza aplicaciones actualizadas del aprendizaje automático y del análisis de datos en la agricultura.
Benos et al.	2021	Revisión	Aprendizaje automático y grandes datos	Describe arquitecturas, aplicaciones y desafíos del Internet de las Cosas en la agricultura inteligente. Examina las condiciones sociales y productivas necesarias para una digitalización agrícola centrada en las personas y la sostenibilidad.
Ayaz et al.	2019	Revisión	Internet de las Cosas	Examina las condiciones sociales y productivas necesarias para una digitalización agrícola centrada en las personas y la sostenibilidad. Examina las condiciones sociales y productivas necesarias para una digitalización agrícola centrada en las personas y la sostenibilidad. Sintetiza las aplicaciones del aprendizaje automático en cultivos, ganadería, manejo del agua y gestión del suelo.
Rose et al.	2021	Revisión	Agricultura 4.0 y adopción	Describe arquitecturas, aplicaciones y desafíos del Internet de las Cosas en la agricultura inteligente.
Rose et al.	2021	Artículo científico	Agricultura 4.0 y adopción	Describe arquitecturas, aplicaciones y desafíos del Internet de las Cosas en la agricultura inteligente.
Liakos et al.	2018	Revisión	Aprendizaje automático	Describe arquitecturas, aplicaciones y desafíos del Internet de las Cosas en la agricultura inteligente.
Ayaz et al.	2019	Revisión	Internet de las Cosas	Describe arquitecturas, aplicaciones y desafíos del Internet de las Cosas en la agricultura inteligente.

Autor(es)	Año	Tipo de documento	Tecnología principal	Aporte principal
Bacco et al.	2019	Revisión	Redes inalámbricas de sensores e IoT	Analiza la función de las redes de sensores y el Internet de las Cosas en la digitalización agrícola. Describe las aplicaciones de la inteligencia artificial y la automatización en diferentes procesos agrícolas. Examina las técnicas, aplicaciones y consideraciones asociadas con la agricultura de precisión.
Jha et al.	2019	Revisión	Inteligencia artificial	Identifica técnicas de inteligencia artificial y aplicaciones de los sistemas de apoyo a la decisión en la agricultura de precisión. Analiza modelos de aprendizaje profundo aplicados a la detección y el diagnóstico de enfermedades vegetales. Presenta una revisión integral de las tecnologías, arquitecturas, aplicaciones y limitaciones del IoT agrícola. Examina oportunidades, riesgos y condiciones de política para una automatización agrícola inclusiva y sostenible.
Shafi et al.	2019	Revisión	Agricultura de precisión	
Brenes et al.	2020	Mapeo sistemático	Inteligencia artificial y DSS	
Ferentinos	2018	Revisión	Aprendizaje profundo	
Boursianis et al.	2022	Revisión	Internet de las Cosas	
FAO	2022	Informe técnico	Automatización agrícola	

Autor(es)	Año	Tipo de documento	Tecnología principal	Aporte principal
International Food Policy Research Institute	2023	Informe técnico	Inteligencia artificial	Analiza las oportunidades, limitaciones y desafíos de la inteligencia artificial aplicada a la agricultura. Establece requisitos de transparencia, seguridad y responsabilidad para aplicaciones de inteligencia artificial.
European Union	2024	Informe institucional	Inteligencia artificial y gobernanza	

Nota. Elaboración propia a partir de los estudios incluidos en la revisión.

Evolución de los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones

Los resultados evidencian que los sistemas agrícolas de apoyo a la decisión han evolucionado desde herramientas basadas en modelos matemáticos y reglas previamente establecidas hacia plataformas capaces de procesar información diversa mediante algoritmos inteligentes. En sus primeras etapas, estas soluciones se diseñaban para atender problemas específicos, como establecer programas de riego, calcular necesidades de fertilización o registrar las actividades de las explotaciones. Klerkx et al. (2019) señalan que los sistemas de información para la gestión agrícola desempeñaron un papel importante en esta evolución, al centralizar datos productivos y facilitar su utilización en procesos de planificación y control.

La incorporación de sensores y tecnologías de conectividad amplió posteriormente las capacidades de estas plataformas. La información dejó de depender exclusivamente de registros introducidos manualmente y comenzó a generarse mediante dispositivos capaces de medir continuamente las condiciones del suelo, el clima y los cultivos. Ayaz et al. (2019) explican que el Internet de las Cosas permitió establecer una comunicación más directa entre los componentes físicos de las explotaciones y los sistemas digitales de procesamiento. Esta conexión favoreció el desarrollo de recomendaciones actualizadas y la automatización de determinadas operaciones agrícolas.

Otro cambio significativo fue la incorporación del análisis de grandes datos dentro de los sistemas de apoyo a la decisión. Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020) sostienen que la convergencia entre grandes datos, computación en la nube y dispositivos conectados transformó la gestión agrícola al permitir la integración de información agronómica, climática, económica y espacial. Este avance favoreció la construcción de modelos predictivos capaces de anticipar escenarios y apoyar decisiones que ya no se limitaban a responder ante problemas existentes, sino que buscaban prevenir riesgos y optimizar los resultados productivos.

El aprendizaje automático fortaleció esta capacidad predictiva al incorporar algoritmos que identifican relaciones complejas dentro de los datos. Liakos et al. (2018) muestran que estas técnicas se han aplicado a la gestión de cultivos, el monitoreo del suelo, la detección de enfermedades y la administración del agua. La automatización basada en inteligencia artificial también permitió ampliar el ámbito de los sistemas inteligentes hacia tareas de reconocimiento, clasificación y control de operaciones agrícolas (Jha et al., 2019).

Como resultado de esta evolución, los sistemas contemporáneos funcionan como plataformas integradas que combinan recopilación de datos, almacenamiento, procesamiento analítico y generación de recomendaciones. Boursianis et al. (2022) explican que las arquitecturas actuales del Internet de las Cosas pueden conectar dispositivos de campo con servicios en la nube y aplicaciones utilizadas por productores o técnicos. De esta manera, los sistemas inteligentes se consolidan como un componente de la agricultura digital, aunque su desarrollo continúa condicionado por la interoperabilidad, la conectividad y la capacidad para adaptar las herramientas a diferentes contextos productivos.

Tecnologías que integran los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones

Los estudios analizados indican que el funcionamiento de los sistemas inteligentes no depende de una tecnología aislada, sino de la integración de herramientas destinadas a recopilar, transmitir, almacenar y analizar información. Los sensores proporcionan datos sobre las condiciones productivas, el Internet de las Cosas facilita su comunicación y las plataformas de almacenamiento permiten organizar grandes volúmenes de información. Posteriormente, los algoritmos de inteligencia artificial y aprendizaje automático procesan estos datos para generar predicciones o recomendaciones. Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020) destacan que esta convergencia tecnológica constituye una característica distintiva de la agricultura inteligente.

Las tecnologías identificadas con mayor frecuencia fueron la inteligencia artificial, el aprendizaje automático, el Internet de las Cosas, el análisis de grandes datos, los sensores inteligentes, los drones, las imágenes satelitales, los sistemas de información geográfica y la computación en la nube. Cada componente desempeña una función específica dentro del proceso de apoyo a la decisión, pero su utilidad aumenta cuando existe una integración efectiva entre ellos. Boursianis et al. (2022) señalan que las arquitecturas agrícolas conectadas requieren compatibilidad entre dispositivos, redes, servicios de procesamiento y aplicaciones finales para transformar las mediciones de campo en información útil.

Inteligencia artificial

La inteligencia artificial constituye uno de los componentes centrales de los sistemas modernos de apoyo a la decisión, debido a su capacidad para procesar información, identificar patrones y generar predicciones. En la agricultura, estas herramientas se aplican al análisis de variables relacionadas con el suelo, el clima, el estado fisiológico de los cultivos y la presencia de agentes fitopatógenos. Jha et al. (2019) muestran que su incorporación ha favorecido la automatización de tareas de monitoreo, clasificación y manejo, ampliando las posibilidades de intervención en diferentes etapas del proceso productivo.

Los estudios revisados indican que la inteligencia artificial permite relacionar variables que difícilmente podrían analizarse de manera simultánea mediante procedimientos convencionales. Esta capacidad favorece la elaboración de recomendaciones sobre riego, fertilización, control fitosanitario y planificación de las cosechas. Ferentinos (2018) destacan su utilidad en la detección de enfermedades y la predicción del rendimiento, especialmente cuando los modelos incorporan visión artificial y redes neuronales profundas. Estas aplicaciones permiten reconocer alteraciones en imágenes de hojas o cultivos y estimar resultados productivos a partir de datos históricos y ambientales.

La inteligencia artificial también puede apoyar decisiones de carácter estratégico mediante la simulación de escenarios y la estimación de riesgos. El International Food Policy Research Institute (2023) considera que estas herramientas ofrecen oportunidades para incrementar la eficiencia productiva y fortalecer la adaptación de la agricultura frente a condiciones climáticas variables. Sin embargo, su utilización requiere datos representativos, infraestructura de procesamiento y mecanismos que permitan interpretar las recomendaciones generadas, especialmente cuando las decisiones afectan directamente los recursos y medios de vida de los productores.

Aprendizaje automático

El aprendizaje automático representa una de las ramas de la inteligencia artificial con mayor presencia en los estudios analizados. Sus algoritmos permiten construir modelos a partir de datos históricos, identificar regularidades y ajustar progresivamente las predicciones conforme se incorpora nueva información. Liakos et al. (2018) señalan que estas técnicas se utilizan en la producción agrícola, la ganadería, la gestión del agua y el monitoreo del suelo, demostrando una capacidad de aplicación superior a la de los modelos restringidos a una única variable.

Los algoritmos supervisados se emplean cuando existen datos previamente clasificados y se busca predecir una categoría o un valor determinado, como la presencia de una enfermedad o el rendimiento esperado. Por otra parte, los métodos no supervisados permiten identificar agrupaciones y anomalías sin requerir categorías definidas con

anterioridad. En ambos casos, la precisión de los resultados depende de la calidad, representatividad y cantidad de información utilizada durante el entrenamiento de los modelos.

Entre las aplicaciones encontradas se incluyen la predicción del rendimiento, la clasificación de cultivos, la identificación de malezas, la estimación de las necesidades hídricas y la evaluación del estado nutricional de las plantas. Ferentinos (2018) indican que el aprendizaje profundo ha fortalecido particularmente el análisis de imágenes agrícolas, al permitir reconocer síntomas y patrones visuales complejos. Estos avances favorecen diagnósticos más rápidos, aunque requieren procesos de validación que comprueben el funcionamiento de los algoritmos en cultivos, regiones y condiciones ambientales diferentes.

Internet de las Cosas (IoT)

El Internet de las Cosas proporciona la infraestructura de conectividad necesaria para comunicar sensores, estaciones meteorológicas, maquinaria y plataformas de procesamiento. Ayaz et al. (2019) describen la agricultura basada en IoT como un sistema donde los dispositivos capturan información del entorno y la transmiten hacia aplicaciones capaces de monitorear las condiciones productivas. Entre las variables recopiladas se encuentran la humedad del suelo, la temperatura, la radiación solar, la velocidad del viento y el estado general de los cultivos.

La transmisión continua de estas mediciones permite que los sistemas inteligentes operen con información actualizada y generen alertas o recomendaciones oportunas. Ayaz et al. (2019) señalan que esta capacidad ha favorecido la automatización del riego, el monitoreo de invernaderos y la supervisión de explotaciones agrícolas. Cuando los datos superan determinados umbrales, las plataformas pueden informar al productor o activar automáticamente dispositivos conectados, reduciendo el tiempo necesario para responder ante cambios en las condiciones del campo. Los avances recientes muestran una evolución hacia arquitecturas que combinan redes inalámbricas, almacenamiento en la nube y procesamiento automatizado. Boursianis et al. (2022) destacan que el IoT agrícola facilita la integración entre los dispositivos físicos y los sistemas de decisión, aunque todavía enfrenta limitaciones de cobertura, consumo energético, compatibilidad y seguridad. En consecuencia, su eficacia depende tanto de la calidad de los sensores como de la disponibilidad de infraestructura de comunicación y protocolos interoperables.

Big Data

El análisis de grandes datos responde al crecimiento acelerado de la información generada por sensores, drones, imágenes satelitales, maquinaria agrícola, estaciones meteorológicas y registros históricos. Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020) explican que estos datos se caracterizan por su volumen, velocidad, variedad y diferente nivel de calidad, lo que exige herramientas capaces de integrarlos y procesarlos de manera eficiente. Su incorporación en los sistemas inteligentes permite construir representaciones más completas de las condiciones productivas.

Benos et al. (2021) encontraron que las técnicas de análisis masivo se aplican a la predicción de rendimientos, el monitoreo climático, la gestión de recursos y la identificación de patrones productivos. Estas aplicaciones combinan minería de datos, modelos estadísticos y aprendizaje automático para reconocer relaciones que no serían evidentes mediante el análisis separado de cada fuente. Como resultado, los productores pueden disponer de información más precisa para organizar las actividades y anticipar posibles cambios en el comportamiento de los cultivos.

No obstante, el valor de los grandes datos depende de su calidad, accesibilidad y compatibilidad. Los registros incompletos, los formatos heterogéneos y la falta de información representativa pueden introducir errores en los modelos predictivos. Por esta razón, los sistemas necesitan procedimientos de depuración, integración y validación antes de transformar los datos en recomendaciones agronómicas.

Sensores inteligentes y monitoreo en tiempo real

Los sensores inteligentes constituyen una de las principales fuentes de información de los sistemas de apoyo a la decisión. Estos dispositivos permiten medir continuamente la humedad del suelo, la temperatura, el pH, la conductividad eléctrica, la radiación solar, la humedad ambiental y la concentración de determinados nutrientes.

Bacco et al. (2019) señalan que las redes inalámbricas de sensores favorecen el seguimiento espacial y temporal de las condiciones agrícolas, proporcionando información localizada para la gestión de las parcelas.

La información generada puede utilizarse para reconocer variaciones dentro de una misma explotación y ajustar las intervenciones a las necesidades de cada zona. Cuando se integran con plataformas conectadas, los sensores permiten emitir alertas ante cambios críticos y activar operaciones como el riego o la ventilación de invernaderos. Boursianis et al. (2022) destacan que esta automatización reduce los tiempos de respuesta y puede favorecer un uso más eficiente del agua y otros insumos.

El funcionamiento de estas tecnologías está condicionado por la precisión de los dispositivos, su calibración, la duración de las baterías y la estabilidad de las redes de comunicación. Los sensores defectuosos o instalados en lugares poco representativos pueden generar datos que no reflejen adecuadamente las condiciones del cultivo. Por ello, el monitoreo inteligente requiere procedimientos de mantenimiento y validación que aseguren la calidad de la información empleada por los algoritmos.

Drones e imágenes satelitales

Los drones y las imágenes satelitales complementan las mediciones terrestres al proporcionar información espacial sobre grandes superficies agrícolas. Las cámaras convencionales, térmicas y multiespectrales instaladas en vehículos aéreos no tripulados permiten identificar variaciones en la cobertura vegetal, el vigor de los cultivos y la temperatura de las plantas. Shafi et al. (2019) señalan que estas tecnologías han fortalecido la agricultura de precisión al facilitar la observación diferenciada de las parcelas y la elaboración de mapas para orientar las intervenciones.

La evidencia revisada muestra que el análisis de imágenes puede emplearse para detectar estrés hídrico, deficiencias nutricionales, enfermedades, malezas y variabilidad en el desarrollo de los cultivos. Los algoritmos procesan la información visual y producen mapas que identifican las zonas que requieren atención. Cuando estos resultados se integran con datos del suelo y registros meteorológicos, los sistemas pueden generar recomendaciones específicas sobre riego, fertilización o manejo fitosanitario.

Las imágenes satelitales ofrecen una mayor cobertura territorial, mientras que los drones proporcionan resoluciones espaciales más detalladas y flexibilidad para realizar vuelos en momentos específicos. Sin embargo, ambas tecnologías presentan limitaciones relacionadas con las condiciones atmosféricas, los costos de operación, la frecuencia de adquisición y la capacidad técnica necesaria para procesar los datos. Su utilidad dentro de los sistemas inteligentes depende, por tanto, de una integración adecuada con otras fuentes de información.

Sistemas de Información Geográfica y computación en la nube

Los sistemas de información geográfica permiten relacionar los datos agrícolas con su ubicación espacial y facilitan el análisis de variables como el tipo de suelo, la topografía, la disponibilidad de agua y la distribución de los cultivos. Esta información resulta esencial para delimitar zonas de manejo, reconocer áreas vulnerables y planificar intervenciones diferenciadas. Shafi et al. (2019) destacan que el análisis espacial constituye uno de los componentes fundamentales de la agricultura de precisión, debido a que permite representar la variabilidad existente dentro de las explotaciones. La computación en la nube complementa esta capacidad al proporcionar infraestructura para almacenar, procesar y compartir grandes volúmenes de información sin depender exclusivamente de equipos locales. Klerkx et al. (2019) señalan que los sistemas de gestión agrícola se han beneficiado de plataformas capaces de centralizar registros técnicos, administrativos y productivos. El acceso remoto permite que productores, asesores e investigadores consulten la información y participen en los procesos de decisión desde diferentes ubicaciones.

La combinación de sistemas geográficos y servicios en la nube facilita la construcción de plataformas colaborativas y la actualización continua de los datos. No obstante, esta integración también incrementa la dependencia de la conectividad y plantea desafíos relacionados con la privacidad, la propiedad y la seguridad de la información. Por consiguiente, su incorporación debe acompañarse de mecanismos de protección y reglas claras sobre el acceso a los datos agrícolas.

Tabla 2.

Principales tecnologías que integran los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones

Tecnología	Función principal	Aplicaciones agrícolas
Inteligencia Artificial	Modelos predictivos y automatización	Predicción del rendimiento, detección de enfermedades y recomendaciones agronómicas
Machine Learning	Aprendizaje basado en datos	Clasificación de cultivos, predicción y optimización de procesos
Internet de las Cosas (IoT)	Monitoreo continuo	Sensores, estaciones meteorológicas y automatización del riego
Big Data	Procesamiento masivo de información	Análisis predictivo y apoyo a la toma de decisiones
Sensores inteligentes	Captura de variables agronómicas	Humedad, temperatura, pH y nutrientes del suelo
Drones e imágenes satelitales	Monitoreo remoto	Agricultura de precisión y evaluación del estado de los cultivos
Sistemas de Información Geográfica	Análisis espacial	Zonificación agrícola y planificación territorial
Computación en la nube	Almacenamiento y procesamiento	Plataformas colaborativas y acceso remoto a la información

Nota. Elaboración propia a partir de los estudios incluidos en la revisión.

Aplicaciones de los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones en la agricultura inteligente

La revisión de la literatura evidencia que los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones han ampliado considerablemente su campo de aplicación durante la última década. Inicialmente desarrollados para asistir decisiones específicas relacionadas con el manejo del riego y la fertilización, estos sistemas han evolucionado hacia plataformas integrales capaces de apoyar prácticamente todas las etapas del proceso productivo agrícola. La combinación de inteligencia artificial, aprendizaje automático, Internet de las Cosas, sensores inteligentes, imágenes satelitales y análisis de Big Data permite generar recomendaciones automatizadas que mejoran la eficiencia operativa, reducen la incertidumbre y optimizan el uso de los recursos disponibles (Ahearn & Armbruster, 2019; López & García, 2020).

La evidencia analizada permitió identificar seis grandes áreas de aplicación de los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones: gestión inteligente del riego, fertilización de precisión, detección y manejo de plagas y enfermedades, predicción del rendimiento agrícola, gestión integral de explotaciones agrícolas y planificación estratégica de la producción.

Gestión inteligente del riego

La gestión del riego constituye una de las aplicaciones más desarrolladas de los sistemas inteligentes, debido a la presión creciente sobre los recursos hídricos y a la necesidad de responder ante condiciones climáticas variables. Estas plataformas buscan determinar cuándo debe aplicarse el agua y qué cantidad requiere el cultivo, considerando las condiciones específicas del suelo, la atmósfera y la etapa fenológica. Ayaz et al. (2019) explican que los sistemas basados en el Internet de las Cosas pueden recopilar información sobre la humedad del suelo, la temperatura y otras variables ambientales para apoyar la programación del riego.

Los datos procedentes de sensores, estaciones meteorológicas, pronósticos climáticos e imágenes remotas son procesados mediante modelos que estiman las necesidades hídricas de cada parcela. A partir de estas estimaciones, el sistema puede emitir una recomendación para el productor o activar automáticamente el equipo de irrigación. Ayaz et al. (2019) señalan que la conectividad entre sensores y actuadores favorece el control remoto de estas operaciones y reduce el tiempo necesario para responder ante cambios en la disponibilidad de agua.

La integración entre dispositivos de monitoreo y plataformas analíticas también permite reconocer situaciones de sobreirrigación o déficit hídrico. Boursianis et al. (2022) destacan que estas arquitecturas conectadas pueden mejorar la eficiencia del riego al proporcionar datos continuos sobre las condiciones del campo. Sin embargo, la precisión de las recomendaciones depende de la correcta ubicación y calibración de los sensores, de la calidad de las comunicaciones y de la capacidad del modelo para representar las necesidades reales del cultivo.

Fertilización de precisión

La fertilización de precisión responde a las limitaciones de las aplicaciones uniformes de nutrientes sobre superficies que presentan diferencias en fertilidad, textura, humedad y potencial productivo. Los sistemas inteligentes integran análisis del suelo, sensores de conductividad eléctrica, imágenes remotas y registros de rendimiento para reconocer esta variabilidad. Shafi et al. (2019) sostienen que la agricultura de precisión permite dividir las explotaciones en zonas de manejo y ajustar las intervenciones a las características particulares de cada área.

A partir de la información recopilada, los modelos estiman las necesidades nutricionales y recomiendan dosis diferenciadas de fertilizantes. Esta estrategia puede disminuir las aplicaciones innecesarias, reducir costos y limitar la acumulación de nutrientes que podrían contaminar el suelo o los recursos hídricos. Los sistemas de posicionamiento y la maquinaria de aplicación variable permiten trasladar las recomendaciones digitales al campo y aplicar las dosis establecidas para cada zona.

El aprendizaje automático amplía esta capacidad al relacionar los datos históricos de fertilización con la respuesta productiva de los cultivos. Liakos et al. (2018) muestran que estos algoritmos pueden utilizarse para modelar variables del suelo y apoyar decisiones relacionadas con el manejo de nutrientes. No obstante, las recomendaciones deben actualizarse conforme cambian las condiciones productivas, pues la respuesta a la fertilización depende del cultivo, el clima, las propiedades del suelo y las prácticas de manejo utilizadas.

Detección y manejo de plagas y enfermedades

La detección temprana de plagas y enfermedades representa una de las aplicaciones más relevantes de la inteligencia artificial en la agricultura. Los sistemas de visión computacional procesan imágenes obtenidas mediante cámaras, dispositivos móviles, drones o sensores multispectrales para reconocer alteraciones en hojas, frutos y otras estructuras vegetales. Ferentinos (2018) señalan que las redes neuronales profundas han incrementado la capacidad para identificar patrones visuales asociados con enfermedades y estimar su posible efecto sobre la producción.

Estas herramientas pueden diferenciar síntomas, identificar áreas afectadas y emitir alertas antes de que el problema se extienda a una proporción considerable del cultivo. El análisis automatizado de imágenes también facilita la detección de deficiencias nutricionales y estrés fisiológico, aunque la similitud visual entre diferentes alteraciones puede afectar la precisión del diagnóstico. Por esta razón, los modelos necesitan datos de entrenamiento representativos y validaciones realizadas bajo condiciones de campo.

Los sistemas inteligentes también pueden anticipar la aparición de brotes mediante modelos que relacionan información climática, biológica y productiva. Jha et al. (2019) indican que la inteligencia artificial permite automatizar procesos de identificación y apoyar estrategias de manejo agrícola. Cuando esta información se combina con datos sobre temperatura, humedad y antecedentes fitosanitarios, el sistema puede estimar el nivel de riesgo y recomendar intervenciones oportunas, favoreciendo un manejo más localizado y reduciendo aplicaciones preventivas innecesarias.

Predicción del rendimiento agrícola

La estimación anticipada del rendimiento permite mejorar la planificación comercial, organizar la logística de la cosecha y reducir la incertidumbre económica de los productores. Los sistemas inteligentes utilizan información meteorológica, imágenes satelitales, datos del suelo, registros históricos y variables fenológicas para estimar la producción esperada. Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020) explican que el análisis de grandes datos permite integrar estas fuentes heterogéneas y construir modelos capaces de apoyar decisiones productivas y comerciales.

Las predicciones pueden actualizarse durante el ciclo del cultivo conforme se incorporan nuevas mediciones. Esta capacidad resulta especialmente útil cuando las condiciones climáticas, sanitarias o nutricionales modifican el potencial productivo inicialmente estimado. Ferentinos (2018) destacan que los modelos basados en inteligencia artificial pueden relacionar múltiples variables y mejorar la predicción del rendimiento, siempre que dispongan de conjuntos de datos representativos.

Los resultados de estas estimaciones pueden utilizarse para planificar la contratación de trabajadores, organizar el transporte, calcular las necesidades de almacenamiento y negociar anticipadamente la comercialización. Sin embargo, la exactitud de los modelos puede disminuir cuando se aplican en regiones o variedades distintas de aquellas utilizadas durante su desarrollo. Por ello, las predicciones deben validarse localmente y actualizarse conforme se disponga de nuevos datos.

Gestión integral de explotaciones agrícolas

Los sistemas inteligentes han evolucionado hacia plataformas de gestión integral capaces de centralizar información técnica, económica y administrativa. Los denominados Farm Management Information Systems permiten registrar datos sobre maquinaria, inventarios, costos, recursos humanos, condiciones meteorológicas, aplicaciones de insumos y rendimiento de los cultivos. Klerkx et al. (2019) señalan que estos sistemas facilitan la organización de las actividades y proporcionan información relevante para la planificación y el control de las explotaciones.

La centralización de los registros permite relacionar las decisiones agronómicas con sus consecuencias económicas y productivas. De esta manera, el productor puede comparar campañas, evaluar el consumo de recursos, identificar operaciones costosas y reconocer áreas que requieren ajustes. La incorporación de servicios en la nube facilita el acceso remoto a la información y permite que productores, técnicos y administradores trabajen sobre una misma plataforma.

La inteligencia artificial puede ampliar las funciones de estos sistemas mediante la generación de recomendaciones para organizar calendarios de siembra, programar el uso de maquinaria y estimar necesidades de insumos. No obstante, la utilidad de las plataformas depende de la calidad de los registros y de su adaptación a las características de la explotación. Los sistemas demasiado complejos o que requieren introducir manualmente una cantidad excesiva de información pueden generar resistencia entre los usuarios y limitar su aprovechamiento.

Planificación estratégica de la producción agrícola

La planificación estratégica constituye una aplicación transversal de los sistemas inteligentes porque integra decisiones agronómicas, climáticas, económicas y logísticas. Mediante el análisis conjunto de estas variables, las plataformas pueden apoyar la selección de fechas de siembra, la planificación de las cosechas, la asignación de recursos y la evaluación de escenarios productivos. Klerkx et al. (2019) muestran que los sistemas de información agrícola han ampliado progresivamente sus funciones desde el registro operativo hacia la planificación integral de las explotaciones. Los modelos predictivos permiten comparar alternativas de manejo antes de implementarlas en el campo. El análisis de grandes datos facilita la identificación de patrones históricos y la estimación de posibles resultados bajo diferentes condiciones (Benos et al., 2021). Esta capacidad puede utilizarse para anticipar variaciones en el rendimiento, evaluar necesidades de recursos y reconocer escenarios que presentan mayores riesgos para la producción.

La planificación basada en datos adquiere una importancia especial ante el cambio climático y la creciente variabilidad meteorológica. El International Food Policy Research Institute (2023) señala que las aplicaciones de inteligencia artificial pueden fortalecer la capacidad de adaptación de los sistemas agrícolas cuando facilitan el acceso a información y recomendaciones oportunas. Sin embargo, su implementación debe considerar las condiciones locales y evitar que los modelos sustituyan por completo el conocimiento de los productores, pues las decisiones agrícolas también dependen de factores sociales, económicos y territoriales que no siempre están representados en los datos.

Tabla 3.

Principales aplicaciones de los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones en la agricultura

Aplicación	Tecnologías involucradas	Beneficios principales
Gestión inteligente del riego	IoT, sensores e inteligencia artificial	Programación del riego, seguimiento de las necesidades hídricas y reducción del consumo de agua.
Fertilización de precisión	Sensores, SIG, aprendizaje automático y aplicación variable	Ajuste localizado de nutrientes, reducción del desperdicio y disminución de costos.
Detección de plagas y enfermedades	Visión computacional, aprendizaje profundo, sensores y drones	Diagnóstico temprano, generación de alertas y focalización de las intervenciones fitosanitarias.
Predicción del rendimiento	Grandes datos, aprendizaje automático e imágenes remotas	Estimación anticipada de la producción y mejora de la planificación comercial y logística.
Gestión integral de explotaciones	FMIS, computación en la nube y herramientas analíticas	Integración de registros técnicos, económicos y administrativos.
Planificación estratégica	Grandes datos, inteligencia artificial y modelos predictivos	Evaluación de escenarios, reducción de riesgos y apoyo a decisiones de mediano y largo plazo.

Nota. Elaboración propia a partir de los estudios incluidos en la revisión.3.4 Beneficios de los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones en la agricultura inteligente

Beneficios de los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones en la agricultura inteligente

La evidencia revisada muestra que los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones pueden mejorar la eficiencia agrícola al integrar tecnologías capaces de recopilar, procesar e interpretar información procedente de diferentes fuentes. Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020) señalan que el análisis de grandes datos permite transformar registros agronómicos, climáticos y productivos en información útil para orientar las decisiones. Por su parte, Liakos et al. (2018) destacan que los modelos de aprendizaje automático incrementan la capacidad para identificar patrones, realizar predicciones y ajustar las intervenciones a las condiciones específicas de los cultivos. Cuando estas herramientas se combinan con sensores e Internet de las Cosas, los productores pueden responder con mayor rapidez ante cambios en el suelo, el ambiente o el estado de las plantas.

Los beneficios identificados no se limitan al incremento del rendimiento, sino que abarcan diferentes dimensiones de la gestión agrícola. Los estudios analizados muestran mejoras en la utilización del agua, los fertilizantes y los productos fitosanitarios, así como reducciones potenciales de los costos derivados de aplicaciones innecesarias. También se observaron aportes relacionados con la sostenibilidad ambiental, la capacidad para anticipar riesgos y la planificación técnica y económica de las explotaciones. A partir de estos hallazgos, el análisis se organizó en cinco beneficios principales: productividad agrícola, optimización de los recursos naturales, reducción de costos operativos, sostenibilidad ambiental y fortalecimiento de la planificación y la gestión productiva.

Incremento de la productividad agrícola

El incremento de la productividad constituye uno de los beneficios más destacados en los estudios analizados. Los sistemas inteligentes permiten procesar simultáneamente información relacionada con el suelo, el clima, la etapa fenológica y el estado sanitario de los cultivos. Esta integración facilita la selección de prácticas de manejo ajustadas a las condiciones observadas y reduce la dependencia de decisiones basadas únicamente en estimaciones generales. Liakos et al. (2018) señalan que los modelos de aprendizaje automático pueden utilizarse para predecir variables productivas y reconocer patrones que apoyen la gestión de los cultivos.

La detección temprana de alteraciones sanitarias también puede contribuir a evitar pérdidas y preservar el potencial productivo. Ferentinos (2018) destacan que los sistemas de inteligencia artificial aplicados al análisis de imágenes permiten identificar síntomas y estimar el rendimiento con mayor precisión. La información generada favorece

intervenciones oportunas y ayuda a priorizar las áreas que presentan mayores riesgos, evitando que los problemas se propaguen a toda la explotación.

La automatización de determinadas operaciones puede mejorar la eficiencia del trabajo y la utilización de la maquinaria. Jha et al. (2019) explican que la inteligencia artificial se aplica a tareas de monitoreo, clasificación, cosecha y control de procesos agrícolas. Sin embargo, el incremento del rendimiento no se produce automáticamente por la incorporación de una tecnología, sino que depende de la calidad de los datos, la pertinencia de las recomendaciones y la capacidad del productor para incorporarlas correctamente en sus prácticas de manejo.

Optimización del uso de los recursos naturales

La gestión eficiente del agua, los fertilizantes y los productos fitosanitarios representa otro beneficio relevante de los sistemas inteligentes. Estas herramientas pueden relacionar información obtenida mediante sensores, estaciones meteorológicas e imágenes remotas para determinar las necesidades específicas de cada cultivo. Ayaz et al. (2019) explican que las arquitecturas basadas en el Internet de las Cosas permiten recopilar datos del suelo y del ambiente, proporcionando información actualizada para la programación de las actividades agrícolas.

La utilización de datos localizados facilita la aplicación diferenciada de los insumos. Shafi et al. (2019) señalan que la agricultura de precisión permite intervenir de acuerdo con la variabilidad espacial de las parcelas, evitando tratamientos uniformes sobre zonas que presentan necesidades diferentes. Esta capacidad resulta especialmente útil para ajustar las dosis de fertilizantes, programar el riego y focalizar el manejo fitosanitario.

El monitoreo continuo también permite detectar oportunamente situaciones de déficit o exceso. Boursianis et al. (2022) destacan que las redes de sensores conectadas pueden favorecer el uso eficiente del agua al proporcionar información sobre la humedad del suelo y otras variables ambientales. No obstante, los beneficios dependen de la precisión de los dispositivos y de la adecuada interpretación de las mediciones, pues datos incorrectos podrían generar recomendaciones que ocasionen un consumo ineficiente de los recursos.

Reducción de costos operativos

La evidencia revisada indica que los sistemas inteligentes pueden contribuir a reducir determinados costos operativos mediante la optimización del uso de insumos, maquinaria y mano de obra. La aplicación localizada de agua, fertilizantes y productos fitosanitarios disminuye los gastos asociados con tratamientos innecesarios. Asimismo, la automatización permite programar operaciones y reducir intervenciones manuales en actividades que pueden controlarse mediante sensores y dispositivos conectados.

El análisis de grandes datos puede ayudar a reconocer ineficiencias y comparar los resultados de diferentes prácticas de manejo. Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020) señalan que la agricultura basada en datos facilita la optimización de los procesos productivos y transforma la manera en que se administran los recursos. Cuando los registros técnicos y económicos se encuentran integrados, los productores pueden identificar actividades con costos elevados y evaluar alternativas antes de ejecutarlas.

Los sistemas de información para la gestión agrícola también favorecen el seguimiento de inventarios, maquinaria, insumos y operaciones. Klerkx et al. (2019) destacan que estas plataformas permiten centralizar información de distintas áreas de la explotación, facilitando la planificación y el control administrativo. Sin embargo, la valoración económica debe considerar los costos de adquisición, mantenimiento, conectividad, capacitación y actualización de las tecnologías, ya que una inversión elevada podría reducir o retrasar los beneficios esperados, particularmente en explotaciones pequeñas.

Fortalecimiento de la sostenibilidad ambiental

La contribución a la sostenibilidad ambiental se relaciona principalmente con la utilización más precisa de los recursos y la disminución de aplicaciones innecesarias. Los sistemas inteligentes permiten ajustar la cantidad de agua y nutrientes a las necesidades observadas en cada zona, lo que puede reducir la lixiviación de fertilizantes y la presión

sobre las fuentes hídricas. Shafi et al. (2019) sostienen que la agricultura de precisión proporciona herramientas para intervenir de manera diferenciada y disminuir los impactos derivados de prácticas uniformes.

La detección temprana de plagas y enfermedades también puede favorecer estrategias fitosanitarias más focalizadas. Ferentinos (2018) señalan que el análisis automatizado de imágenes facilita el reconocimiento de síntomas y la delimitación de las áreas afectadas. Esta información puede disminuir las aplicaciones generalizadas de productos químicos, siempre que el diagnóstico sea preciso y las recomendaciones se integren con prácticas adecuadas de manejo.

El análisis de datos puede contribuir, además, a relacionar la productividad con indicadores ambientales y reconocer prácticas que generan un uso más eficiente de los recursos. El International Food Policy Research Institute (2023) destaca el potencial de la inteligencia artificial para apoyar sistemas productivos más resilientes y sostenibles. No obstante, los beneficios ambientales no deben asumirse de manera automática, porque el funcionamiento de sensores, servidores, redes y equipos digitales también implica consumo energético, sustitución de dispositivos y generación de residuos electrónicos.

La gobernanza tecnológica constituye una condición necesaria para orientar la digitalización hacia objetivos ambientales verificables. La regulación de la European Union (2024) plantea que las aplicaciones basadas en inteligencia artificial y datos deben acompañarse de políticas que promuevan la transparencia, la responsabilidad y el uso sostenible de la información. Por ello, la evaluación de estas tecnologías debe considerar conjuntamente sus efectos productivos, ambientales y sociales.

Mejora de la planificación y la gestión agrícola

Los sistemas inteligentes fortalecen la planificación al integrar información climática, agronómica, económica y administrativa dentro de una misma plataforma. Esta capacidad permite que los productores comparen diferentes escenarios antes de implementar una decisión en el campo. Klerkx et al. (2019) señalan que los sistemas de gestión agrícola pueden centralizar registros técnicos y económicos, facilitando el seguimiento de las actividades y la evaluación de los resultados obtenidos.

La predicción del rendimiento y el análisis de las condiciones climáticas proporcionan información relevante para planificar la compra de insumos, organizar la maquinaria y anticipar las necesidades de almacenamiento o transporte. Benos et al. (2021) destacan que el análisis de grandes conjuntos de datos permite identificar tendencias y construir modelos predictivos aplicables a la gestión agrícola. Estas funciones pueden reducir la incertidumbre y mejorar la coordinación entre las actividades productivas, comerciales y logísticas.

La planificación basada en datos también facilita el aprendizaje entre ciclos productivos. Los registros históricos permiten comparar campañas, reconocer prácticas que ofrecieron mejores resultados y ajustar las decisiones futuras. Sin embargo, la utilidad de esta información depende de su actualización y de la capacidad del sistema para representar las condiciones particulares de cada explotación. Los modelos deben emplearse como herramientas de apoyo y no como sustitutos absolutos del conocimiento técnico y de la experiencia de los productores.

Tabla 4.

Principales beneficios identificados en la literatura sobre los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones

Beneficio	Tecnologías asociadas	Principales aportes identificados
Incremento de la productividad	Inteligencia artificial, aprendizaje automático y grandes datos	Predicciones más precisas, detección temprana de problemas y mejor ajuste de las prácticas agronómicas.
Optimización del uso de los recursos	Internet de las Cosas, sensores y sistemas de información geográfica	Utilización localizada del agua, los fertilizantes y los productos fitosanitarios.

Beneficio	Tecnologías asociadas	Principales aportes identificados
Reducción de costos operativos	Automatización, sistemas de apoyo a la decisión y plataformas de gestión	Disminución de aplicaciones innecesarias y mejor organización de la maquinaria, los insumos y la mano de obra.
Sostenibilidad ambiental	Agricultura de precisión, sensores e Internet de las Cosas	Reducción del desperdicio de recursos y focalización de las intervenciones agrícolas.
Mejora de la planificación	Grandes datos, modelos predictivos y FMIS	Evaluación de escenarios, seguimiento de las actividades y apoyo a decisiones técnicas, económicas y logísticas.

Nota. Elaboración propia a partir de los estudios incluidos en la revisión.

Desafíos y tendencias futuras de los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones

La revisión evidencia que, a pesar de los avances alcanzados, la implementación de sistemas inteligentes continúa enfrentando limitaciones técnicas, económicas, sociales e institucionales. Estas dificultades no se restringen al funcionamiento de los algoritmos, sino que incluyen la disponibilidad de infraestructura, la calidad de los datos, las competencias digitales de los usuarios y la existencia de normas para regular la información agrícola. La regulación de la European Union (2024) señala que el aprovechamiento responsable de la inteligencia artificial requiere marcos de gobernanza, condiciones de acceso equitativas y mecanismos capaces de reducir los riesgos asociados con el uso de datos.

Los desafíos identificados se organizaron en cinco categorías: infraestructura tecnológica y conectividad; calidad, disponibilidad y gestión de los datos; capacitación y adopción tecnológica; interoperabilidad y escalabilidad; y gobernanza, ética y seguridad de la información. Estas dimensiones se encuentran estrechamente relacionadas, pues una plataforma tecnológicamente avanzada puede presentar una utilidad limitada cuando no existe conectividad, los datos son insuficientes o los usuarios no cuentan con las competencias necesarias para interpretar sus recomendaciones.

Infraestructura tecnológica y conectividad

La disponibilidad de infraestructura digital representa una condición básica para el funcionamiento de los sistemas inteligentes. Estas plataformas requieren redes de comunicación estables, acceso a Internet, sensores, dispositivos de almacenamiento y capacidad de procesamiento. Ayaz et al. (2019) explican que los sistemas agrícolas basados en Internet de las Cosas dependen de la comunicación entre los dispositivos instalados en el campo y las plataformas encargadas de procesar la información.

Las limitaciones de cobertura y ancho de banda afectan especialmente a las explotaciones ubicadas en zonas rurales alejadas. Boursianis et al. (2022) señalan que la transmisión de datos puede verse restringida por la distancia, el consumo energético de los dispositivos y la ausencia de redes adaptadas a las condiciones agrícolas. Estas dificultades impiden mantener un monitoreo continuo y pueden retrasar la generación de alertas o recomendaciones.

El costo de la infraestructura también condiciona la adopción, particularmente entre pequeños y medianos productores. La instalación de sensores, estaciones meteorológicas, sistemas de comunicación y servicios de almacenamiento representa una inversión que no siempre puede recuperarse a corto plazo. Por esta razón, la European Union (2024) destaca la importancia de promover infraestructura compartida y políticas que reduzcan la brecha digital entre regiones, sectores productivos y tipos de explotaciones.

Calidad, disponibilidad y gestión de los datos

El funcionamiento de los sistemas inteligentes depende directamente de la calidad de los datos utilizados para construir y actualizar los modelos. Los registros incompletos, desactualizados o poco representativos pueden disminuir

la precisión de las predicciones y generar recomendaciones inadecuadas. Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020) señalan que la agricultura inteligente produce información con diferentes formatos, velocidades y niveles de calidad, lo que dificulta su integración dentro de plataformas analíticas.

La heterogeneidad de las fuentes constituye otro desafío. Los datos procedentes de sensores, imágenes remotas, maquinaria, estaciones meteorológicas y registros administrativos pueden utilizar escalas, unidades y estructuras diferentes. Benos et al. (2021) destacan que el procesamiento de grandes datos agrícolas exige procedimientos de limpieza, transformación y validación antes de emplearlos en modelos predictivos. La ausencia de estos controles puede trasladar errores de medición hacia las recomendaciones finales.

La disponibilidad de datos históricos representa una limitación adicional en regiones donde los registros agrícolas son escasos o se encuentran dispersos. Los modelos entrenados con información procedente de determinados cultivos o territorios pueden perder precisión cuando se aplican en ambientes diferentes. En consecuencia, resulta necesario construir bases de datos representativas y establecer mecanismos que permitan compartir información sin comprometer la privacidad o los derechos de los productores.

La confianza de los usuarios también depende de la trazabilidad y comprensión de los datos utilizados. Rose et al. (2021) destacan que la confianza y la facilidad de uso influyen en la aceptación de las tecnologías digitales. Los productores necesitan conocer, al menos de manera general, qué información emplea el sistema, cómo se procesa y cuáles son las limitaciones de las recomendaciones generadas.

Capacitación y adopción tecnológica

La adopción de sistemas inteligentes requiere competencias digitales para instalar los dispositivos, interpretar las mediciones y utilizar las recomendaciones en las decisiones agrícolas. La complejidad de algunas plataformas puede dificultar su incorporación en explotaciones donde los productores y trabajadores no han recibido formación tecnológica. El International Food Policy Research Institute (2023) señala que la capacitación de agricultores, extensionistas y técnicos constituye una condición indispensable para aprovechar las oportunidades de la inteligencia artificial.

Los resultados muestran que la utilidad percibida, la facilidad de uso y la correspondencia con las necesidades productivas influyen en la aceptación. Los sistemas diseñados sin considerar el idioma, las prácticas locales o la experiencia de los usuarios pueden presentar bajos niveles de utilización. Rose et al. (2021) indican que la confianza constituye un factor relevante en la adopción de herramientas digitales, especialmente cuando las recomendaciones provienen de modelos cuya lógica no resulta comprensible para el usuario.

Las limitaciones económicas también afectan la decisión de adoptar estas tecnologías. Además de la inversión inicial, deben considerarse los costos de conectividad, mantenimiento, actualización y asistencia técnica. La incertidumbre sobre los beneficios económicos puede generar resistencia entre los productores, particularmente cuando no existen demostraciones realizadas en condiciones similares a las de sus explotaciones.

Por consiguiente, la adopción requiere estrategias que combinen capacitación, acompañamiento técnico y participación de los usuarios durante el diseño de las herramientas. Los programas de extensión pueden facilitar la interpretación de los datos y adaptar las recomendaciones al contexto productivo. Este enfoque participativo puede incrementar la confianza y evitar que la transformación digital profundice las desigualdades existentes entre productores con diferentes niveles de acceso a tecnología.

Interoperabilidad y escalabilidad de los sistemas

La interoperabilidad se refiere a la capacidad de los dispositivos, plataformas y aplicaciones para intercambiar información y utilizarla sin requerir transformaciones complejas. Los resultados muestran que numerosos sistemas agrícolas han sido desarrollados mediante formatos, protocolos y arquitecturas diferentes. Esta fragmentación dificulta la integración de sensores, maquinaria, servicios en la nube y aplicaciones pertenecientes a proveedores distintos.

Klerkx et al. (2019) identificaron la compatibilidad entre plataformas como una limitación importante para el desarrollo de sistemas integrados de gestión agrícola. Cuando los datos permanecen restringidos dentro de aplicaciones cerradas, los productores pueden depender de un proveedor específico y enfrentar dificultades para trasladar sus registros a otras herramientas. Esta situación reduce la flexibilidad y puede incrementar los costos de actualización.

FAO (2022) destaca la necesidad de desarrollar estándares que faciliten el intercambio de información entre maquinaria, sensores y plataformas digitales. Los protocolos comunes y las interfaces abiertas pueden mejorar la integración de los ecosistemas agrícolas y evitar la duplicación de registros. Sin embargo, la estandarización debe considerar la diversidad de cultivos, escalas productivas y condiciones regionales.

La escalabilidad constituye un reto relacionado, pues muchos prototipos se diseñan y validan bajo condiciones experimentales específicas. Una solución eficaz en una parcela o cultivo determinado puede presentar resultados diferentes cuando se aplica en superficies mayores o ambientes distintos. Por ello, los sistemas deben evaluarse en diferentes regiones y ciclos productivos antes de formular recomendaciones generalizadas.

Gobernanza, ética y seguridad de la información

La digitalización agrícola genera cantidades crecientes de datos relacionados con la producción, la localización de las explotaciones, las propiedades del suelo y las decisiones comerciales de los productores. Esta situación plantea interrogantes sobre quién posee la información, quién puede acceder a ella y con qué finalidad puede utilizarse. La regulación de la European Union (2024) señala que la gobernanza de los datos debe sustentarse en principios de transparencia, responsabilidad, protección y uso legítimo de la información.

La ciberseguridad adquiere especial relevancia cuando los sistemas inteligentes controlan operaciones como el riego, la ventilación de invernaderos o la aplicación de insumos. Un acceso no autorizado podría alterar los datos, interrumpir los servicios o modificar las decisiones automatizadas. En consecuencia, las plataformas deben incorporar mecanismos de autenticación, copias de seguridad, cifrado y actualización de sus componentes.

La transparencia algorítmica constituye otro desafío. Los modelos complejos pueden generar recomendaciones sin proporcionar una explicación comprensible sobre los factores que determinaron el resultado. Rose et al. (2021) relacionan la confianza tecnológica con la posibilidad de comprender y utilizar adecuadamente las herramientas digitales. En el ámbito agrícola, la falta de explicaciones puede dificultar que los productores evalúen las recomendaciones y asuman responsabilidad sobre las decisiones adoptadas.

También deben considerarse los posibles sesgos derivados de conjuntos de datos poco representativos. Un sistema entrenado principalmente con información de grandes explotaciones o regiones tecnológicamente avanzadas podría ofrecer resultados menos precisos para pequeños productores y contextos rurales con características diferentes. Por ello, la gobernanza debe incluir criterios de equidad y mecanismos que garanticen la participación de diversos actores en el desarrollo y evaluación de las tecnologías.

Tendencias futuras

La evidencia analizada indica que los sistemas de apoyo a la decisión evolucionarán hacia plataformas más predictivas, conectadas y automatizadas. El desarrollo del aprendizaje profundo permitirá procesar imágenes y datos complejos con mayor precisión, mientras que las nuevas generaciones de redes IoT ampliarán la cantidad de dispositivos conectados. Boursianis et al. (2022) señalan que la evolución de estas arquitecturas favorecerá el monitoreo continuo y la automatización de operaciones agrícolas.

El procesamiento de información directamente en dispositivos cercanos al campo, conocido como edge computing, puede reducir la dependencia de conexiones permanentes con servidores remotos. Esta tendencia resulta especialmente pertinente en zonas rurales con conectividad limitada, porque permite analizar datos localmente y transmitir únicamente los resultados relevantes. Su desarrollo deberá acompañarse de dispositivos con menor consumo energético y mayor capacidad de procesamiento.

Los modelos de inteligencia artificial explicable también adquirirán una importancia creciente. A diferencia de los sistemas que entregan una recomendación sin justificarla, estas herramientas buscan mostrar las variables que influyeron en la decisión. La regulación de la European Union (2024) considera que la transparencia y la comprensión de los algoritmos son necesarias para fortalecer la confianza, la responsabilidad y la adopción de la inteligencia artificial.

Otra tendencia corresponde al desarrollo de representaciones digitales de cultivos, parcelas y explotaciones que permitan simular escenarios antes de intervenir en el sistema físico. Estas herramientas pueden integrar información de sensores, modelos climáticos y registros productivos para evaluar alternativas de manejo. Su implementación, sin embargo, requiere datos actualizados, capacidad computacional y modelos suficientemente representativos de las condiciones reales.

La inteligencia artificial generativa y los asistentes virtuales podrían facilitar el acceso a recomendaciones mediante interfaces de lenguaje natural. El International Food Policy Research Institute (2023) destaca que las nuevas aplicaciones de inteligencia artificial pueden ampliar el acceso a información y servicios agrícolas. No obstante, estos sistemas deberán incorporar mecanismos de verificación para evitar recomendaciones incorrectas o poco adaptadas al contexto del productor.

La robótica autónoma, la trazabilidad digital y las plataformas colaborativas también aparecen como áreas de desarrollo futuro. La integración de robots con sensores y modelos predictivos puede automatizar actividades de monitoreo, control de malezas y cosecha. Por otra parte, las tecnologías de registro distribuido podrían fortalecer la trazabilidad de los productos, aunque su utilidad dependerá de la calidad de los datos introducidos y de la participación de los actores de la cadena.

En conjunto, estas tendencias muestran una transición hacia ecosistemas digitales donde los datos circulan entre sensores, maquinaria, plataformas analíticas y usuarios. FAO (2022) sostiene que este desarrollo requiere políticas y estándares que faciliten la interoperabilidad y eviten la fragmentación tecnológica. La evolución futura no dependerá únicamente de modelos más avanzados, sino también de la capacidad para construir sistemas accesibles, confiables y adaptados a las necesidades de diferentes productores.

Tabla 5.

Principales desafíos y tendencias futuras de los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones

Categoría	Principales aspectos identificados	Fuentes de apoyo
Infraestructura y conectividad	Cobertura rural, acceso a Internet, consumo energético y disponibilidad de redes IoT.	Ayaz et al. (2019); Boursianis et al. (2022)
Calidad y gestión de los datos	Integración, validación, representatividad, almacenamiento y procesamiento de información heterogénea.	Benos et al. (2021); Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020)
Capacitación y adopción	Competencias digitales, facilidad de uso, confianza, costos y asistencia técnica.	Rose et al. (2021); International Food Policy Research Institute (2023)
Interoperabilidad y escalabilidad	Compatibilidad entre plataformas, protocolos comunes, estándares abiertos y adaptación a diferentes contextos.	Klerkx et al. (2019); FAO (2022)
Gobernanza, ética y seguridad	Propiedad de los datos, privacidad, ciberseguridad, transparencia algorítmica y equidad.	Rose et al. (2021); European Union (2024)

Categoría	Principales aspectos identificados	Fuentes de apoyo
Tendencias futuras	Aprendizaje profundo, edge computing, modelos explicables, asistentes virtuales, automatización y plataformas colaborativas.	Boursianis et al. (2022); International Food Policy Research Institute (2023); European Union (2024)

Nota. Elaboración propia a partir de los estudios incluidos en la revisión.4. DISCUSIÓN

La presente revisión de alcance evidencia que los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones se han consolidado como un componente relevante de la agricultura inteligente, debido a su capacidad para integrar información procedente de diferentes fuentes y transformarla en recomendaciones aplicables a la gestión productiva. Los resultados muestran una transición desde herramientas basadas en reglas predefinidas hacia plataformas que incorporan modelos predictivos, algoritmos de aprendizaje automático y procesamiento continuo de datos. Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020) relacionan esta evolución con la expansión de los grandes datos y con la posibilidad de analizar conjuntamente información agronómica, climática, económica y espacial. Desde una perspectiva complementaria, Liakos et al. (2018) destacan que el aprendizaje automático ha ampliado la capacidad para clasificar, predecir y reconocer patrones relacionados con el manejo de los cultivos, el suelo y el agua.

Uno de los hallazgos más relevantes corresponde a la creciente convergencia entre inteligencia artificial, sensores y plataformas basadas en Internet de las Cosas. Estas tecnologías ya no funcionan únicamente como componentes independientes, sino que forman parte de arquitecturas donde los dispositivos recopilan información, las redes permiten su transmisión y los modelos analíticos generan recomendaciones. Ayaz et al. (2019) explican que esta integración establece una comunicación continua entre el entorno físico de la explotación y las aplicaciones utilizadas para supervisar las actividades agrícolas. Boursianis et al. (2022) amplían esta perspectiva al señalar que las nuevas arquitecturas de IoT conectan sensores, servicios en la nube y dispositivos de control, favoreciendo el monitoreo y la automatización de determinadas operaciones.

La convergencia tecnológica observada también modifica el papel de los sistemas de apoyo dentro de las explotaciones. En lugar de limitarse a proporcionar información descriptiva, las plataformas actuales pueden identificar anomalías, anticipar escenarios y sugerir acciones de manejo. Jha et al. (2019) sostienen que la inteligencia artificial ha favorecido la automatización de actividades agrícolas relacionadas con el monitoreo, la clasificación y el control de los procesos productivos. Sin embargo, la capacidad para generar recomendaciones no implica que los sistemas deban sustituir completamente el conocimiento del productor. Las decisiones finales continúan requiriendo interpretación técnica y consideración de factores económicos, sociales y territoriales que no siempre están representados dentro de los modelos.

Los resultados confirman que las aplicaciones de estas herramientas abarcan el manejo del riego, la fertilización de precisión, la detección de plagas y enfermedades, la predicción del rendimiento y la planificación integral de las explotaciones. Esta diversidad demuestra que los sistemas inteligentes han dejado de atender únicamente problemas aislados y comienzan a integrarse en plataformas que relacionan diferentes áreas de gestión. Klerkx et al. (2019) señalan que los sistemas de información para la gestión agrícola permiten centralizar registros técnicos, administrativos y económicos. Su articulación con modelos predictivos amplía las posibilidades de evaluar alternativas y relacionar las decisiones agronómicas con sus consecuencias productivas.

La gestión del agua representa una de las aplicaciones con mayor desarrollo, especialmente por la necesidad de responder ante la escasez hídrica y la variabilidad climática. Los sistemas basados en sensores pueden utilizar información sobre humedad del suelo, temperatura y condiciones meteorológicas para ajustar la programación del riego. Ayaz et al. (2019) destacan que la conectividad entre sensores y dispositivos de control facilita la supervisión remota y la automatización de estas operaciones. No obstante, la efectividad de las recomendaciones depende de la calibración de los equipos, la ubicación de los sensores y la capacidad del modelo para representar las necesidades del cultivo, lo que impide asumir que la instalación de dispositivos garantiza automáticamente un uso eficiente del agua.

En relación con el manejo sanitario, los hallazgos muestran que la visión computacional y el aprendizaje profundo han ampliado las posibilidades de detectar enfermedades mediante imágenes. Ferentinos (2018) indican que estas técnicas permiten reconocer síntomas, clasificar alteraciones y estimar posibles efectos sobre el rendimiento. La detección temprana puede disminuir pérdidas y orientar intervenciones focalizadas, pero la precisión obtenida en condiciones controladas no siempre se reproduce en el campo. Las variaciones en iluminación, etapa fenológica, variedad y expresión de los síntomas pueden afectar el funcionamiento de los modelos, por lo que se requieren validaciones en diferentes condiciones productivas antes de recomendar su utilización generalizada.

Otro hallazgo corresponde al potencial de los sistemas inteligentes para mejorar la eficiencia productiva y la utilización de los recursos. La integración de sensores, análisis espacial y modelos predictivos permite ajustar las intervenciones a la variabilidad de las parcelas. Shafi et al. (2019) explican que la agricultura de precisión puede reducir las aplicaciones uniformes y orientar el uso localizado de agua, fertilizantes y productos fitosanitarios. Esta capacidad puede disminuir costos y limitar determinados impactos ambientales; sin embargo, los beneficios económicos dependen de la relación entre la inversión tecnológica y los resultados obtenidos. Por tanto, su rentabilidad debe evaluarse considerando el tamaño de la explotación, el tipo de cultivo, los costos de mantenimiento y la disponibilidad de asistencia técnica.

Desde una perspectiva ambiental, los sistemas inteligentes presentan oportunidades para avanzar hacia una gestión más racional de los recursos naturales. La reducción de aplicaciones innecesarias puede disminuir la presión sobre el suelo y el agua, mientras que la detección temprana de problemas sanitarios puede favorecer intervenciones más focalizadas. El International Food Policy Research Institute (2023) reconoce que la inteligencia artificial puede contribuir simultáneamente a la productividad, la sostenibilidad y la adaptación climática. No obstante, la digitalización no debe considerarse automáticamente sostenible, porque la fabricación y sustitución de dispositivos, el funcionamiento de servidores y el almacenamiento de información también consumen energía y generan residuos. En consecuencia, las evaluaciones futuras deberían incorporar indicadores ambientales que contemplen el ciclo de vida de las tecnologías.

La revisión también evidencia que los beneficios potenciales se encuentran condicionados por barreras de infraestructura y conectividad. Las redes inestables o inexistentes dificultan la transmisión continua de información y limitan el funcionamiento de las plataformas en zonas rurales. Bacco et al. (2019) señalan que las redes inalámbricas de sensores desempeñan una función central en la digitalización agrícola, pero su operación depende de la cobertura, el consumo energético y la estabilidad de las comunicaciones. Estas limitaciones afectan de manera desigual a los productores y pueden ampliar la brecha entre explotaciones con diferentes niveles de acceso a infraestructura y recursos económicos.

La calidad y disponibilidad de los datos constituyen otra limitación determinante. Los algoritmos requieren información suficiente, representativa y actualizada para producir resultados confiables. Benos et al. (2021) destacan que los datos agrícolas proceden de fuentes heterogéneas y necesitan procesos de integración, limpieza y validación antes de utilizarse en modelos analíticos. Cuando los registros son incompletos o se concentran en determinadas regiones, cultivos o escalas productivas, las predicciones pueden perder precisión al aplicarse en contextos diferentes. Por ello, la expansión de los sistemas inteligentes debe acompañarse de estrategias para construir bases de datos locales y validar las recomendaciones en condiciones reales de producción.

La confianza y la capacitación de los usuarios también influyen en la adopción. La disponibilidad de una plataforma no garantiza que los productores comprendan sus resultados o los incorporen a sus decisiones. Rose et al. (2021) señalan que la confianza, la calidad de la información y la facilidad de uso condicionan la aceptación de las tecnologías digitales. Los sistemas que presentan interfaces complejas o recomendaciones difíciles de interpretar pueden generar resistencia, especialmente cuando los usuarios no participaron en su diseño. Por esta razón, las estrategias de implementación deberían incluir formación, acompañamiento técnico y mecanismos de participación que permitan adaptar las herramientas a las prácticas y necesidades locales.

La interoperabilidad representa igualmente una condición necesaria para consolidar ecosistemas agrícolas conectados. La coexistencia de dispositivos y plataformas desarrollados por diferentes proveedores dificulta el intercambio de

información cuando utilizan formatos o protocolos incompatibles. Klerkx et al. (2019) identificaron esta fragmentación como una limitación para la integración de los sistemas de gestión agrícola. FAO (2022) plantea la necesidad de desarrollar estándares comunes que permitan conectar maquinaria, sensores y aplicaciones sin generar una dependencia excesiva de proveedores específicos. La adopción de arquitecturas abiertas podría facilitar la escalabilidad y reducir los costos asociados con la migración de datos.

La gobernanza de la información constituye una preocupación emergente debido al volumen de datos generados por sensores, maquinaria y plataformas digitales. La propiedad, el almacenamiento y la utilización de estos registros plantean interrogantes sobre los derechos de los productores y las responsabilidades de las empresas proveedoras. El Reglamento (UE) 2024/1689 (European Union, 2024) establece que las aplicaciones basadas en inteligencia artificial deben incorporar principios de transparencia, seguridad, responsabilidad y protección de los datos. Estos principios adquieren mayor importancia cuando los algoritmos generan recomendaciones que pueden afectar la productividad, los ingresos o el acceso a servicios financieros y comerciales.

La transparencia algorítmica se relaciona directamente con la confianza y la responsabilidad. Los modelos de alta complejidad pueden generar predicciones sin ofrecer una explicación comprensible sobre las variables que determinaron el resultado. Esta falta de interpretabilidad dificulta que productores y técnicos valoren la pertinencia de una recomendación. En consecuencia, el desarrollo de inteligencia artificial explicable representa una línea de trabajo relevante para que los sistemas no solo indiquen qué acción debe realizarse, sino también por qué la proponen y cuáles son sus niveles de incertidumbre. El Reglamento (UE) 2024/1689 (European Union, 2024) vincula esta transparencia con el desarrollo responsable de la inteligencia artificial y con la protección de los usuarios frente a decisiones automatizadas poco justificadas.

En cuanto a las tendencias futuras, la literatura apunta hacia sistemas más conectados, predictivos y autónomos. La expansión del aprendizaje profundo puede mejorar el procesamiento de imágenes, mientras que la computación en el borde permitiría analizar información cerca del lugar donde se genera y reducir la dependencia de conexiones permanentes. Boursianis et al. (2022) destacan que las nuevas arquitecturas de IoT incrementarán las posibilidades de monitoreo y automatización agrícola. A su vez, los asistentes basados en lenguaje natural podrían facilitar el acceso a información técnica, especialmente cuando permiten formular consultas mediante dispositivos móviles. No obstante, estas herramientas deberán incorporar mecanismos de verificación para evitar recomendaciones erróneas o descontextualizadas.

Los gemelos digitales, la robótica autónoma y las plataformas colaborativas representan otras áreas emergentes. Las representaciones virtuales de parcelas o cultivos podrían emplearse para simular escenarios antes de aplicar una decisión en el sistema físico, mientras que la robótica puede automatizar tareas de monitoreo, control de malezas y cosecha. Estas tecnologías poseen un potencial considerable, pero su incorporación generalizada todavía depende de la disponibilidad de datos, los costos, la interoperabilidad y la validación en condiciones comerciales. Por ello, deben interpretarse como líneas de desarrollo prospectivas y no como soluciones plenamente consolidadas en todos los sistemas agrícolas.

La revisión permitió identificar vacíos relacionados con la limitada presencia de estudios desarrollados con pequeños y medianos productores. Gran parte de la literatura analiza prototipos, arquitecturas tecnológicas o experimentos realizados bajo condiciones controladas, mientras que son menos frecuentes las evaluaciones prolongadas en explotaciones comerciales. Esta situación dificulta establecer la estabilidad de los beneficios y conocer los efectos económicos, sociales y ambientales de la digitalización a largo plazo. También se requieren estudios comparativos que examinen el desempeño de una misma herramienta en diferentes cultivos, regiones y escalas productivas.

Las futuras investigaciones deberían incorporar análisis de costo-beneficio, evaluaciones multicriterio y diseños longitudinales que permitan determinar si los sistemas mantienen su eficacia durante varios ciclos agrícolas. Asimismo, resulta necesario analizar la experiencia de los usuarios, la equidad en el acceso y los cambios que estas plataformas producen en la organización del trabajo y en la autonomía de los productores. La integración de indicadores técnicos,

económicos, ambientales y sociales ofrecería una evaluación más completa que la obtenida mediante estudios centrados únicamente en la precisión de los algoritmos.

Finalmente, deben reconocerse las limitaciones de la presente revisión. La delimitación temporal entre 2018 y 2024 y la inclusión de publicaciones en español e inglés pudieron excluir investigaciones difundidas en otros periodos o idiomas. La heterogeneidad de las tecnologías, cultivos, contextos y variables de resultado impidió realizar comparaciones cuantitativas directas, por lo que los hallazgos se sintetizaron de manera narrativa. Además, la rápida evolución del campo implica que algunas tecnologías emergentes pueden no estar plenamente representadas. A pesar de estas limitaciones, la revisión ofrece una visión integrada de las tendencias, aplicaciones y desafíos que caracterizan el desarrollo de los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones en la agricultura.

4. DISCUSIÓN

La presente revisión de alcance evidencia que los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones se han consolidado como un componente relevante de la agricultura inteligente, debido a su capacidad para integrar información procedente de diferentes fuentes y transformarla en recomendaciones aplicables a la gestión productiva. Los resultados muestran una transición desde herramientas basadas en reglas predefinidas hacia plataformas que incorporan modelos predictivos, algoritmos de aprendizaje automático y procesamiento continuo de datos. Saiz-Rubio y Rovira-Más (2020) relacionan esta evolución con la expansión de los grandes datos y con la posibilidad de analizar conjuntamente información agronómica, climática, económica y espacial. Desde una perspectiva complementaria, Liakos et al. (2018) destacan que el aprendizaje automático ha ampliado la capacidad para clasificar, predecir y reconocer patrones relacionados con el manejo de los cultivos, el suelo y el agua.

Uno de los hallazgos más relevantes corresponde a la creciente convergencia entre inteligencia artificial, sensores y plataformas basadas en Internet de las Cosas. Estas tecnologías ya no funcionan únicamente como componentes independientes, sino que forman parte de arquitecturas donde los dispositivos recopilan información, las redes permiten su transmisión y los modelos analíticos generan recomendaciones. Ayaz et al. (2019) explican que esta integración establece una comunicación continua entre el entorno físico de la explotación y las aplicaciones utilizadas para supervisar las actividades agrícolas. Boursianis et al. (2022) amplían esta perspectiva al señalar que las nuevas arquitecturas de IoT conectan sensores, servicios en la nube y dispositivos de control, favoreciendo el monitoreo y la automatización de determinadas operaciones.

La convergencia tecnológica observada también modifica el papel de los sistemas de apoyo dentro de las explotaciones. En lugar de limitarse a proporcionar información descriptiva, las plataformas actuales pueden identificar anomalías, anticipar escenarios y sugerir acciones de manejo. Jha et al. (2019) sostienen que la inteligencia artificial ha favorecido la automatización de actividades agrícolas relacionadas con el monitoreo, la clasificación y el control de los procesos productivos. Sin embargo, la capacidad para generar recomendaciones no implica que los sistemas deban sustituir completamente el conocimiento del productor. Las decisiones finales continúan requiriendo interpretación técnica y consideración de factores económicos, sociales y territoriales que no siempre están representados dentro de los modelos.

Los resultados confirman que las aplicaciones de estas herramientas abarcan el manejo del riego, la fertilización de precisión, la detección de plagas y enfermedades, la predicción del rendimiento y la planificación integral de las explotaciones. Esta diversidad demuestra que los sistemas inteligentes han dejado de atender únicamente problemas aislados y comienzan a integrarse en plataformas que relacionan diferentes áreas de gestión. Klerkx et al. (2019) señalan que los sistemas de información para la gestión agrícola permiten centralizar registros técnicos, administrativos y económicos. Su articulación con modelos predictivos amplía las posibilidades de evaluar alternativas y relacionar las decisiones agronómicas con sus consecuencias productivas.

La gestión del agua representa una de las aplicaciones con mayor desarrollo, especialmente por la necesidad de responder ante la escasez hídrica y la variabilidad climática. Los sistemas basados en sensores pueden utilizar información sobre humedad del suelo, temperatura y condiciones meteorológicas para ajustar la programación del riego. Ayaz et al. (2019) destacan que la conectividad entre sensores y dispositivos de control facilita la supervisión

remota y la automatización de estas operaciones. No obstante, la efectividad de las recomendaciones depende de la calibración de los equipos, la ubicación de los sensores y la capacidad del modelo para representar las necesidades del cultivo, lo que impide asumir que la instalación de dispositivos garantiza automáticamente un uso eficiente del agua. En relación con el manejo sanitario, los hallazgos muestran que la visión computacional y el aprendizaje profundo han ampliado las posibilidades de detectar enfermedades mediante imágenes. Ferentinos (2018) indican que estas técnicas permiten reconocer síntomas, clasificar alteraciones y estimar posibles efectos sobre el rendimiento. La detección temprana puede disminuir pérdidas y orientar intervenciones focalizadas, pero la precisión obtenida en condiciones controladas no siempre se reproduce en el campo. Las variaciones en iluminación, etapa fenológica, variedad y expresión de los síntomas pueden afectar el funcionamiento de los modelos, por lo que se requieren validaciones en diferentes condiciones productivas antes de recomendar su utilización generalizada.

Otro hallazgo corresponde al potencial de los sistemas inteligentes para mejorar la eficiencia productiva y la utilización de los recursos. La integración de sensores, análisis espacial y modelos predictivos permite ajustar las intervenciones a la variabilidad de las parcelas. Shafi et al. (2019) explican que la agricultura de precisión puede reducir las aplicaciones uniformes y orientar el uso localizado de agua, fertilizantes y productos fitosanitarios. Esta capacidad puede disminuir costos y limitar determinados impactos ambientales; sin embargo, los beneficios económicos dependen de la relación entre la inversión tecnológica y los resultados obtenidos. Por tanto, su rentabilidad debe evaluarse considerando el tamaño de la explotación, el tipo de cultivo, los costos de mantenimiento y la disponibilidad de asistencia técnica.

Desde una perspectiva ambiental, los sistemas inteligentes presentan oportunidades para avanzar hacia una gestión más racional de los recursos naturales. La reducción de aplicaciones innecesarias puede disminuir la presión sobre el suelo y el agua, mientras que la detección temprana de problemas sanitarios puede favorecer intervenciones más focalizadas. El International Food Policy Research Institute (2023) reconoce que la inteligencia artificial puede contribuir simultáneamente a la productividad, la sostenibilidad y la adaptación climática. No obstante, la digitalización no debe considerarse automáticamente sostenible, porque la fabricación y sustitución de dispositivos, el funcionamiento de servidores y el almacenamiento de información también consumen energía y generan residuos. En consecuencia, las evaluaciones futuras deberían incorporar indicadores ambientales que contemplen el ciclo de vida de las tecnologías.

La revisión también evidencia que los beneficios potenciales se encuentran condicionados por barreras de infraestructura y conectividad. Las redes inestables o inexistentes dificultan la transmisión continua de información y limitan el funcionamiento de las plataformas en zonas rurales. Bacco et al. (2019) señalan que las redes inalámbricas de sensores desempeñan una función central en la digitalización agrícola, pero su operación depende de la cobertura, el consumo energético y la estabilidad de las comunicaciones. Estas limitaciones afectan de manera desigual a los productores y pueden ampliar la brecha entre explotaciones con diferentes niveles de acceso a infraestructura y recursos económicos.

La calidad y disponibilidad de los datos constituyen otra limitación determinante. Los algoritmos requieren información suficiente, representativa y actualizada para producir resultados confiables. Benos et al. (2021) destacan que los datos agrícolas proceden de fuentes heterogéneas y necesitan procesos de integración, limpieza y validación antes de utilizarse en modelos analíticos. Cuando los registros son incompletos o se concentran en determinadas regiones, cultivos o escalas productivas, las predicciones pueden perder precisión al aplicarse en contextos diferentes. Por ello, la expansión de los sistemas inteligentes debe acompañarse de estrategias para construir bases de datos locales y validar las recomendaciones en condiciones reales de producción.

La confianza y la capacitación de los usuarios también influyen en la adopción. La disponibilidad de una plataforma no garantiza que los productores comprendan sus resultados o los incorporen a sus decisiones. Rose et al. (2021) señalan que la confianza, la calidad de la información y la facilidad de uso condicionan la aceptación de las tecnologías digitales. Los sistemas que presentan interfaces complejas o recomendaciones difíciles de interpretar pueden generar resistencia, especialmente cuando los usuarios no participaron en su diseño. Por esta razón, las estrategias de

implementación deberían incluir formación, acompañamiento técnico y mecanismos de participación que permitan adaptar las herramientas a las prácticas y necesidades locales.

La interoperabilidad representa igualmente una condición necesaria para consolidar ecosistemas agrícolas conectados. La coexistencia de dispositivos y plataformas desarrollados por diferentes proveedores dificulta el intercambio de información cuando utilizan formatos o protocolos incompatibles. Klerkx et al. (2019) identificaron esta fragmentación como una limitación para la integración de los sistemas de gestión agrícola. FAO (2022) plantea la necesidad de desarrollar estándares comunes que permitan conectar maquinaria, sensores y aplicaciones sin generar una dependencia excesiva de proveedores específicos. La adopción de arquitecturas abiertas podría facilitar la escalabilidad y reducir los costos asociados con la migración de datos.

La gobernanza de la información constituye una preocupación emergente debido al volumen de datos generados por sensores, maquinaria y plataformas digitales. La propiedad, el almacenamiento y la utilización de estos registros plantean interrogantes sobre los derechos de los productores y las responsabilidades de las empresas proveedoras. El Reglamento (UE) 2024/1689 (European Union, 2024) establece que las aplicaciones basadas en inteligencia artificial deben incorporar principios de transparencia, seguridad, responsabilidad y protección de los datos. Estos principios adquieren mayor importancia cuando los algoritmos generan recomendaciones que pueden afectar la productividad, los ingresos o el acceso a servicios financieros y comerciales.

La transparencia algorítmica se relaciona directamente con la confianza y la responsabilidad. Los modelos de alta complejidad pueden generar predicciones sin ofrecer una explicación comprensible sobre las variables que determinaron el resultado. Esta falta de interpretabilidad dificulta que productores y técnicos valoren la pertinencia de una recomendación. En consecuencia, el desarrollo de inteligencia artificial explicable representa una línea de trabajo relevante para que los sistemas no solo indiquen qué acción debe realizarse, sino también por qué la proponen y cuáles son sus niveles de incertidumbre. El Reglamento (UE) 2024/1689 (European Union, 2024) vincula esta transparencia con el desarrollo responsable de la inteligencia artificial y con la protección de los usuarios frente a decisiones automatizadas poco justificadas.

En cuanto a las tendencias futuras, la literatura apunta hacia sistemas más conectados, predictivos y autónomos. La expansión del aprendizaje profundo puede mejorar el procesamiento de imágenes, mientras que la computación en el borde permitiría analizar información cerca del lugar donde se genera y reducir la dependencia de conexiones permanentes. Boursianis et al. (2022) destacan que las nuevas arquitecturas de IoT incrementarán las posibilidades de monitoreo y automatización agrícola. A su vez, los asistentes basados en lenguaje natural podrían facilitar el acceso a información técnica, especialmente cuando permiten formular consultas mediante dispositivos móviles. No obstante, estas herramientas deberán incorporar mecanismos de verificación para evitar recomendaciones erróneas o descontextualizadas.

Los gemelos digitales, la robótica autónoma y las plataformas colaborativas representan otras áreas emergentes. Las representaciones virtuales de parcelas o cultivos podrían emplearse para simular escenarios antes de aplicar una decisión en el sistema físico, mientras que la robótica puede automatizar tareas de monitoreo, control de malezas y cosecha. Estas tecnologías poseen un potencial considerable, pero su incorporación generalizada todavía depende de la disponibilidad de datos, los costos, la interoperabilidad y la validación en condiciones comerciales. Por ello, deben interpretarse como líneas de desarrollo prospectivas y no como soluciones plenamente consolidadas en todos los sistemas agrícolas.

La revisión permitió identificar vacíos relacionados con la limitada presencia de estudios desarrollados con pequeños y medianos productores. Gran parte de la literatura analiza prototipos, arquitecturas tecnológicas o experimentos realizados bajo condiciones controladas, mientras que son menos frecuentes las evaluaciones prolongadas en explotaciones comerciales. Esta situación dificulta establecer la estabilidad de los beneficios y conocer los efectos económicos, sociales y ambientales de la digitalización a largo plazo. También se requieren estudios comparativos que examinen el desempeño de una misma herramienta en diferentes cultivos, regiones y escalas productivas.

Las futuras investigaciones deberían incorporar análisis de costo-beneficio, evaluaciones multicriterio y diseños longitudinales que permitan determinar si los sistemas mantienen su eficacia durante varios ciclos agrícolas. Asimismo, resulta necesario analizar la experiencia de los usuarios, la equidad en el acceso y los cambios que estas plataformas producen en la organización del trabajo y en la autonomía de los productores. La integración de indicadores técnicos, económicos, ambientales y sociales ofrecería una evaluación más completa que la obtenida mediante estudios centrados únicamente en la precisión de los algoritmos.

Finalmente, deben reconocerse las limitaciones de la presente revisión. La delimitación temporal entre 2018 y 2024 y la inclusión de publicaciones en español e inglés pudieron excluir investigaciones difundidas en otros periodos o idiomas. La heterogeneidad de las tecnologías, cultivos, contextos y variables de resultado impidió realizar comparaciones cuantitativas directas, por lo que los hallazgos se sintetizaron de manera narrativa. Además, la rápida evolución del campo implica que algunas tecnologías emergentes pueden no estar plenamente representadas. A pesar de estas limitaciones, la revisión ofrece una visión integrada de las tendencias, aplicaciones y desafíos que caracterizan el desarrollo de los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones en la agricultura.

5. CONCLUSIÓN

La presente revisión de alcance permitió sintetizar el conocimiento disponible sobre los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones en la agricultura e identificar su papel dentro de la transformación digital del sector agroalimentario. La evidencia analizada muestra que estas plataformas integran inteligencia artificial, aprendizaje automático, Internet de las Cosas, grandes datos, sensores, imágenes remotas y sistemas de gestión para recopilar, procesar e interpretar información productiva. Esta convergencia tecnológica permite generar recomendaciones más oportunas y mejorar la capacidad de los productores y técnicos para responder ante la variabilidad de las condiciones agrícolas.

Los hallazgos indican que las principales aplicaciones se concentran en el manejo del riego, la fertilización de precisión, la detección de plagas y enfermedades, la predicción del rendimiento y la planificación integral de las explotaciones. En estos ámbitos, los sistemas inteligentes pueden favorecer una utilización más precisa del agua y los insumos, facilitar la identificación temprana de problemas y mejorar la organización de las actividades productivas. Sin embargo, los beneficios no dependen únicamente de la capacidad técnica de los algoritmos, sino también de la calidad de los datos, la adecuación de las recomendaciones y su incorporación efectiva en las prácticas de manejo.

La revisión también muestra que la implementación de estas tecnologías continúa condicionada por importantes barreras. La limitada conectividad rural, los costos de adquisición y mantenimiento, la incompatibilidad entre plataformas y la escasez de datos representativos dificultan su adopción en diferentes contextos. A estas limitaciones se suman la necesidad de fortalecer las competencias digitales de productores y técnicos, garantizar la seguridad de la información y establecer reglas claras sobre la propiedad, el acceso y la utilización de los datos agrícolas. Por tanto, la transformación digital requiere no solo innovación tecnológica, sino también infraestructura, capacitación, acompañamiento técnico y políticas públicas inclusivas.

Desde una perspectiva científica, se identificaron vacíos relacionados con la evaluación de los efectos económicos, sociales y ambientales de los sistemas inteligentes. Una parte importante de la literatura se concentra en el desarrollo de prototipos, arquitecturas tecnológicas o modelos evaluados bajo condiciones controladas, mientras que son menos frecuentes los estudios realizados durante varios ciclos productivos y en explotaciones comerciales. Esta limitación resulta especialmente relevante en pequeñas y medianas unidades productivas, donde los costos, la conectividad y las capacidades técnicas pueden modificar considerablemente la viabilidad de las soluciones propuestas.

Las investigaciones futuras deberían incorporar diseños longitudinales, análisis de costo-beneficio y evaluaciones multicriterio que permitan comparar el desempeño de estas plataformas en diferentes cultivos, regiones y escalas de producción. Además de medir la precisión de los algoritmos, resulta necesario analizar su rentabilidad, facilidad de uso, aceptación por parte de los productores y contribución efectiva a la sostenibilidad. También conviene ampliar las investigaciones hacia la ganadería inteligente, la agroforestería, la agricultura protegida, la agricultura urbana y las

cadena agroalimentarias digitalizadas, siempre que estas aplicaciones mantengan una relación explícita con los procesos de apoyo a la decisión.

La evolución futura del campo se orienta hacia plataformas más conectadas, predictivas e interoperables. El aprendizaje profundo, la computación en el borde, los gemelos digitales, la robótica, la inteligencia artificial explicable y los asistentes basados en lenguaje natural podrían ampliar las capacidades de análisis y facilitar la interacción de los usuarios con los sistemas. No obstante, estas tecnologías emergentes deben validarse en condiciones reales y acompañarse de mecanismos que garanticen la transparencia, la seguridad y la posibilidad de supervisar las recomendaciones generadas.

En respuesta al objetivo planteado, se concluye que los sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisiones poseen un potencial estratégico para mejorar la eficiencia, la planificación y la sostenibilidad de la agricultura. Su consolidación dependerá de la articulación entre gobiernos, instituciones de investigación, empresas tecnológicas, servicios de extensión y productores. Esta cooperación será indispensable para desarrollar soluciones adaptadas a las condiciones territoriales, reducir las brechas de acceso y garantizar que la digitalización contribuya a fortalecer, en lugar de profundizar, las desigualdades existentes dentro del sector agroalimentario.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ayaz, M., Ammad-Uddin, M., Sharif, Z., Mansour, A., & Aggoune, E.-H. M. (2019). Internet-of-Things (IoT)-based smart agriculture: Toward making the fields talk. *IEEE Access*, 7, 129551–129583. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2932609>
- Bacco, M., Barsocchi, P., Ferro, E., Gotta, A., & Ruggeri, M. (2019). The digitisation of agriculture: A survey of research activities on smart farming. *Array*, 3–4, 100009. <https://doi.org/10.1016/j.array.2019.100009>
- Benos, L., Tagarakis, A. C., Dolias, G., Berruto, R., Kateris, D., & Bochtis, D. (2021). Machine learning in agriculture: A comprehensive updated review. *Sensors*, 21(11), 3758. <https://doi.org/10.3390/s21113758>
- Boursianis, A. D., Papadopoulou, M. S., Diamantoulakis, P., Liopa-Tsakalidi, A., Barouchas, P., Salahas, G., Karagiannidis, G. K., Wan, S., & Goudos, S. K. (2022). Internet of Things (IoT) and agricultural unmanned aerial vehicles (UAVs) in smart farming: A comprehensive review. *Internet of Things*, 18, 100187. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2020.100187>
- Brenes, J. A., Martínez, A., Quesada-López, C., & Jenkins, M. (2020). Sistemas de apoyo a la toma de decisiones que usan inteligencia artificial en la agricultura de precisión: Un mapeo sistemático de literatura. *RISTI—Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação*, E28, 217–229. <https://www.risti.xyz/issues/ristie28.pdf>
- European Union. (2024). Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence. *Official Journal of the European Union*. <http://data.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>
- Ferentinos, K. P. (2018). Deep learning models for plant disease detection and diagnosis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 145, 311–318. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.01.009>
- Food and Agriculture Organization of the United Nations. (2022). The state of food and agriculture 2022: Leveraging automation in agriculture for transforming agrifood systems. <https://doi.org/10.4060/cb9479en>
- International Food Policy Research Institute. (2023, December 5). Can we trust AI to generate agricultural extension advisories? <https://www.ifpri.org/blog/can-we-trust-ai-generate-agricultural-extension-advisories/>
- Jha, K., Doshi, A., Patel, P., & Shah, M. (2019). A comprehensive review on automation in agriculture using artificial intelligence. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2019.05.004>

- Klerkx, L., Jakku, E., & Labarthe, P. (2019). A review of social science on digital agriculture, smart farming and agriculture 4.0: New contributions and a future research agenda. *NJAS: Wageningen Journal of Life Sciences*, 90–91, 100315. <https://doi.org/10.1016/j.njas.2019.100315>
- Liakos, K. G., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., & Bochtis, D. (2018). Machine learning in agriculture: A review. *Sensors*, 18(8), 2674. <https://doi.org/10.3390/s18082674>
- Peters, M. D. J., Godfrey, C., McInerney, P., Munn, Z., Tricco, A. C., & Khalil, H. (2020). Chapter 11: Scoping reviews. In E. Aromataris & Z. Munn (Eds.), *JBIM manual for evidence synthesis*. JBI. <https://doi.org/10.46658/JBIMES-20-12>
- Rose, D. C., Wheeler, R., Winter, M., Lobley, M., & Chivers, C.-A. (2021). Agriculture 4.0: Making it work for people, production, and the planet. *Land Use Policy*, 100, 104933. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104933>
- Saiz-Rubio, V., & Rovira-Más, F. (2020). From smart farming towards agriculture 5.0: A review on crop data management. *Agronomy*, 10(2), 207. <https://doi.org/10.3390/agronomy10020207>
- Shafi, U., Mumtaz, R., García-Nieto, J., Hassan, S. A., Zaidi, S. A. R., & Iqbal, N. (2019). Precision agriculture techniques and practices: From considerations to applications. *Sensors*, 19(17), 3796. <https://doi.org/10.3390/s19173796>
- Talaviya, T., Shah, D., Patel, N., Yagnik, H., & Shah, M. (2020). Implementation of artificial intelligence in agriculture for optimisation of irrigation and application of pesticides and herbicides. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 4, 58–73. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2020.04.002>
- Tricco, A. C., Lillie, E., Zarin, W., O'Brien, K. K., Colquhoun, H., Levac, D., Moher, D., Peters, M. D. J., Horsley, T., Weeks, L., Hempel, S., Akl, E. A., Chang, C., McGowan, J., Stewart, L., Hartling, L., Aldcroft, A., Wilson, M. G., Garritty, C., ... Straus, S. E. (2018). PRISMA extension for scoping reviews (PRISMA-ScR): Checklist and explanation. *Annals of Internal Medicine*, 169(7), 467–473. <https://doi.org/10.7326/M18-0850>
- van Klompenburg, T., Kassahun, A., & Catal, C. (2020). Crop yield prediction using machine learning: A systematic literature review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 177, 105709. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105709>
- Verdouw, C., Tekinerdogan, B., Beulens, A., & Wolfert, S. (2021). Digital twins in smart farming. *Agricultural Systems*, 189, 103046. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.103046>

CONSIDERACIONES ÉTICAS

El presente estudio se llevó a cabo de conformidad con los principios éticos que rigen la investigación con participantes humanos. Antes de la recolección de los datos, el protocolo de investigación fue revisado y aprobado por el comité de ética institucional correspondiente. Todos los participantes fueron informados de manera clara sobre los objetivos del estudio, los procedimientos, las posibles implicaciones y el carácter voluntario de su participación, otorgando posteriormente su consentimiento informado. Durante todo el proceso de investigación se garantizó la confidencialidad de la información, el anonimato de los participantes y el uso exclusivo de los datos recopilados con fines científicos y académicos.

DECLARACIÓN SOBRE EL USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL (IA)

Los autores declaran que la herramienta de inteligencia artificial generativa ChatGPT fue utilizada exclusivamente para la traducción al idioma inglés y la revisión lingüística del manuscrito. Esta herramienta no contribuyó a la concepción del estudio, el diseño de la investigación, la recolección de datos, el análisis estadístico, la interpretación de los resultados ni a la elaboración de las conclusiones. Los autores asumen la plena responsabilidad por la originalidad, exactitud, integridad y validez científica del contenido presentado en este manuscrito.

FINANCIAMIENTO

La presente investigación no recibió subvenciones, becas ni apoyo financiero específico por parte de organismos públicos, entidades comerciales u organizaciones sin fines de lucro.

CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran que no existen conflictos de intereses de carácter financiero, personal, profesional o institucional que hayan podido influir en el desarrollo, los resultados o la publicación de esta investigación.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Nombres de autores e iniciales:

Noemí Katuska Salinas Parra (NKSP)

Funciones desempeñadas por cada autor:

Conceptualización: (NKSP)

Curación de datos: (NKSP)

Análisis formal: (NKSP)

Adquisición de fondos: (NKSP)

Investigación: (NKSP)

Metodología: (NKSP)

Administración del proyecto: (NKSP)

Recursos: No aplica

Software: (NKSP)

Supervisión: (NKSP)

Validación: (NKSP)

Visualización: (NKSP)

Redacción – Borrador original: (NKSP)

Redacción – Revisión y edición: (NKSP)