

REPÚBLICA DOMINICANA
UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DEL CIBAO ORIENTAL (UTECO)
Universidad Patrimonio de la Comunidad



Facultad de Ingeniería y Recursos Naturales
Escuela de Agronomía

Trabajo de Grado para Optar por el Título de Ingeniero Agrónomo,
Mención Producción agrícola

TÍTULO:

Análisis de la Implementación de Herramientas de Inteligencia Artificial para el
Monitoreo y la Toma de Decisiones en el Cultivo de Arroz, Provincia Sánchez Ramírez

Sustentantes:

Carina Sandoval Rosa

Leoanna Edili Pichardo Peña

María Celeste Paula Peralta

Asesora:

Dra. Glenney López Rodríguez

Cotuí, provincia Sánchez Ramírez

Año Académico 2025

TÍTULO:

**ANÁLISIS DE LA IMPLEMENTACIÓN DE HERRAMIENTAS DE
INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA EL MONITOREO Y LA TOMA DE
DECISIONES EN EL CULTIVO DE ARROZ, PROVINCIA SÁNCHEZ RAMÍREZ**

Hoja de Evaluación

Análisis de la Implementación De Herramientas de Inteligencia Artificial para el Monitoreo y la Toma de Decisiones en el Cultivo de Arroz, Provincia Sánchez Ramírez

Por:

Carina Sandoval Rosa, Leoanna Edili Pichardo, María Celeste Paula Peralta

Trabajo de Grado sometido a la Universidad Tecnológica del Cibao Oriental (UTECO).
Como requisito parcial para obtener el título de ingeniero Agrónomo, mención Producción Agrícola.

Dra. Glenny López Rodríguez
Profesor asesor

Ing. Marianela Conce Conce
Miembro de Comité Evaluador

Dr. Jaime Arismendi Acosta P.
Miembro de Comité Evaluador

Lic. Luz María Jiménez
Miembro de Comité Evaluador

Lic. Sigfredo A. Rodríguez González
Director Escuela de Agropecuaria

Ing. Juan Antonio Graciano Domínguez
Decano de la Facultad de Ingeniería y Recursos Naturales

Calificación: _____

Cotuí prov. Sánchez Ramírez República Dominicana

Diciembre 2025

Índice de Contenido

	Pág.
Índice de Cuadros	vi
Índice de Figuras	viii
Índice de Anexos.....	ix
Agradecimientos	x
Dedicatoria	xi
Resumen.....	xiv
CAPÍTULO I: MARCO INTRODUCTORIO	15
1.1 Introducción	15
1.2 Antecedentes	16
1.3 Planteamiento del problema.....	20
1.4 Justificación	22
1.5 Objetivos.....	25
1.5.1 Objetivo general.....	25
1.5.2 Objetivos específicos (OE)	25
1.6 Operalización de las variables y matriz de coherencia metodológica	26
1.6 Supuestos	29
1.7 Alcance y límite	29
1.8 Definición de términos.....	31
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO	32
2.1 Fundamentos generales del cultivo de arroz	32
2.1.1 Importancia socioeconómica y alimentaria del arroz	32
2.1.2 Requerimientos edafoclimáticos.....	33
2.2 Definición y pilares de la Agricultura 4.0.....	34
2.2.1 Componentes tecnológicos de la agricultura de precisión	35

2.2.2 El concepto de "Smart Farming" (Agricultura Inteligente)	36
2.2.3 La transición de la agricultura de precisión a la agricultura predictiva	36
2.3 Fundamentos de la Inteligencia Artificial (IA) para Aplicaciones Agrícolas.....	37
2.3.1 Definición de Inteligencia Artificial en el contexto de la agronomía	38
2.3.2 Diferenciación: IA, Machine Learning (ML) y Deep Learning (DL)	39
2.3.3 Big Data: Generación y gestión de grandes volúmenes de datos agrícolas.....	39
2.3.4 Conectividad y plataformas en la nube (Cloud Computing)	40
2.3.5 La Importancia del Transfer Learning y la curación de datos en DL agrícola. 41	
2.4 El uso de la IA.....	41
2.5 Internet de las Cosas (IoT) y la sensorización del campo.....	42
2.6 Drones con cámaras multiespectrales	43
CAPÍTULO III: MARCO METODOLÓGICO.....	45
3.1 Ubicación del estudio.....	45
3.2. Enfoque y tipo de investigación.....	45
3.2.1. Enfoque de la investigación	45
3.3 Diseño de la investigación	46
3.4 Informantes claves	46
3.4.1. Población y muestra.....	46
3.5 Recolección de información para el estudio de línea base (instrumento).....	48
3.5.1 Formulario de instrumento para productores	48
3.5.2 Formulario de instrumento para técnicos agrícolas	48
3.5 Validez y Confiabilidad	49
3.6 Presentación de los resultados	49
CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIONES	50

4.1 ROE 1: Estudio de línea base sobre el nivel actual del uso de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) en el cultivo de arroz.	50
4.1.1. Discusiones objetivo 1	53
4.2 ROE 2: Factores socio-técnicos, económicos e institucionales que influyen en la adopción y uso de herramientas de IA por los productores de arroz en la zona de estudio.	55
4.1.2. Discusiones objetivo 2	62
4.3 ROE 3: Identificación y caracterización de las principales herramientas de IA aplicables al monitoreo y apoyo a la toma de decisiones en el cultivo de arroz.....	64
4.1.3. Discusiones objetivo 3	67
CAPÍTULO V: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	69
5.1 Conclusiones	69
5.2 Recomendaciones	70
Referencias bibliográficas.....	72
Anexos	80

Índice de Cuadros

No.	Descripción	Pág.
Cuadro 1.	Operacionalización de las variables	26
Cuadro 2.	Matriz de coherencia metodológica	27
Cuadro 3.	Distribución de frecuencia y porcentaje, según la utilización de herramientas de IA por los productores.	50
Cuadro 4.	Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos y productores, según las herramientas de IA que utiliza.	51
Cuadro 5.	Distribución de frecuencia y porcentaje de los productores, según la frecuencia de uso de las herramientas IA.	52
Cuadro 6.	Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la capacitación recibida.....	52
Cuadro 7.	Distribución de frecuencia y porcentaje de los productores, según la capacitación en el uso de herramientas IA.....	52
Cuadro 8.	Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la calidad de la capacitación recibida.....	53
Cuadro 9.	Distribución de frecuencia y porcentaje de los productores, según la calidad de la capacitación recibida.....	53
Cuadro 10.	Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según el sexo.....	56
Cuadro 11.	Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la edad.	56
Cuadro 12.	Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según el nivel educativo de los técnicos.	56
Cuadro 13.	Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según los años de experiencia en la producción de arroz.	57
Cuadro 14.	Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la especialización.	57
Cuadro 15.	Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la familiarización en el uso de herramientas IA.....	57
Cuadro 16.	Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la percepción del impacto de las herramientas IA en la sostenibilidad y rentabilidad.....	58

Cuadro 17. Distribución de frecuencia y porcentaje de los productores, según los desafíos para la implementación de IA.	58
Cuadro 18. Distribución de frecuencia y porcentaje de los productores, según los factores claves para adoptar IA.	59
Cuadro 19. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según los factores claves para adoptar IA.	59
Cuadro 20. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según los obstáculos que enfrentan al adoptar IA.....	60
Cuadro 21. Distribución de frecuencia y porcentaje de los productores, según los obstáculos que enfrentan al adoptar IA.....	60
Cuadro 22. Los datos de rendimiento del cultivo antes y después de la utilización de herramientas IA.....	61
Cuadro 23. Datos históricos de las precipitaciones en la provincia Sánchez Ramírez.....	61
Cuadro 24. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según los tipos de herramientas IA que utiliza en el monitoreo y la toma de decisiones.	65
Cuadro 25. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la implementación de IA en el monitoreo del cultivo.....	65
Cuadro 26. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según los beneficios observados en el uso de herramientas IA.....	66
Cuadro 27. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según los principales desafíos en el uso de herramientas IA.....	66
Cuadro 28. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la utilidad de herramientas IA en la toma de decisiones.....	66
Cuadro 29. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según el futuro de la IA en la agricultura.	67

Índice de Figuras

No.	Descripción	Pág.
	Figura 1. Ubicación geográfica del área de estudio (Provincia Sánchez Ramírez). Fuente: Recursos de Google.	45
	Figura 2. Fotos con productores y técnicos entrevistados.	88

Índice de Anexos

No.	Descripción	Pág.
Anexos 1.	Cuestionario dirigido a productores que implementan herramientas de inteligencia artificial para el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz, provincia Sánchez Ramírez	80
Anexos 2.	Cuestionario dirigido a técnicos agrícolas que implementan herramientas de inteligencia artificial para el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz, provincia Sánchez Ramírez.	84
Anexos 3.	Productores y técnicos agrícolas del sector arrocero de Sánchez Ramírez.	88

Agradecimientos

A Dios, por guiarnos siempre por el buen camino, por estar en cada etapa de nuestras vidas y por habernos permitido cumplir una meta más.

A la Universidad Tecnológica del Cibao Oriental (UTECO), por abrir sus puertas para estudiar la carrera de elegida y por brindar una formación académica de calidad, a través de docentes comprometidos que contribuyeron a durante el crecimiento personal y profesional, preparados para enfrentar los desafíos del campo agronómico

A los productores y técnicos agropecuario, por su valiosa cooperación y disposición durante la aplicación de los instrumentos utilizados en esta investigación, aportando información esencial para el desarrollo de este estudio.

A la asesora Dra. Glenny López Rodríguez, por su orientación, apoyo y dedicación durante todo el proceso de elaboración de esta tesis. Se le agradece profundamente su paciencia, confianza y el acompañamiento brindado bajo su tutela.

Las sustentantes

Dedicatoria

A Dios, por ser mi guía y fortaleza en todo momento. Por darme la sabiduría, la paciencia y la fe necesaria para culminar esta etapa tan importante de mi vida.

A mis padres Martina Rosa y Tomas Sandoval, dedico este logro con todo mi amor. Gracias por su apoyo incondicional, por ser mi ejemplo, mi inspiración y mi mayor motivación.

A mis abuelos Cándida Díaz y Rafael Rosa, por sus bendiciones y sus consejos, que me han acompañado desde el primer día.

A mis hermanas Carolina Sandoval y María Elizabeth Rosa y sobrinos Amahia, Alahia, Jadelyn y Bairon Yadiel.

A mi esposo Michel Farías, gracias por estar presente en cada paso de este camino, y por ser parte de este logro.

A mis amigas Thalía Alonzo, Ramona Morel, Johanny Vargas, María Celeste Paula y Leoanna Pichardo, gracias por su amistad, su compañerismo, sus risas y por no dejarme caer cuando el camino se hacía pesado.

Y, finalmente a todas las personas que en algún momento me dijeron que no podía: gracias, sus palabras se convirtieron en impulso para demostrarme a mí misma que si puedo y que los sueños si se cumplen.

Este logro no es solo mío, también es de ustedes.

Carina Sandoval Rosa

Dedicatoria

A Dios, por ser mi guía constante, por darme la fortaleza para continuar, iluminar cada paso de mi camino y permitirme llegar hasta este hermoso momento de mi vida.

A mis padres Edilio Antonio Pichardo y Leocadia Peña, por su amor incondicional, por sus consejos llenos de sabiduría y por ser mi mayor ejemplo de sacrificio y entrega.

A mis hermanas y hermanos Eloísa Pichardo, Edilianna Pichardo, Hegdigar Pichardo y Arisleidy Castillo, por acompañarme siempre, por sus palabras de ánimo y aliento para seguir hacia adelante.

A mi esposo Oswaldo Rodríguez, por su apoyo incondicional y comprenderme en cada momento.

Mis sobrinos Heather Pichardo y Emmanuel Pichardo, por sus hermosas sonrisas que me recuerda que debo luchar cada día por mis sueños.

A mis tíos Martin Pichardo y Cristina Pichardo, por su cariño, por creer en mí y motivarme a seguir adelante cada día.

A mis amigos María Celeste Paula, Ramona Morel, Johanny Vargas, Carina Sandoval, Arquimelis Jerez Gómez, Mabel Ortega, Winton Javier, quienes han sido un apoyo invaluable, regalándome su compañía y comprensión en todo momento.

Leoanna Edili Pichardo Peña

Dedicatoria

A Dios, gracias por iluminar mis caminos, por darme el don de la sabiduría y la perseverancia necesaria para culminar con éxito esta investigación, por darme cada día un nuevo amanecer y el soplo de la vida.

Mis padres José Antonio Paula y Ana Celenia Peralta, por su amor incondicional, por ser mi ejemplo de esfuerzo, fortaleza y perseverancia. Gracias por educarme en valores, por eso y muchas cosas más, por guiarme a seguir hacia delante y lograr alcanzar mis metas.

A mis hermanas Nevelyn Yicet y Noeliza Paola, por siempre estar conmigo en cada momento de mi vida. Su presencia y palabras de aliento han sido una fuente de motivación.

Mi sobrina Darath Merlyn Suárez Paula por llenar mis días de alegría y ternura.

A mis amigos Sra. Diomayra y Sr. Anibita Rincón, por su apoyo, confianza y orientación. **Rosa Elisa** por abrirme las puertas de su hogar. **Johanny Vargas, Leoanna Pichardo, Ramona Morel y Carina Sandoval** por acompañarme y compartir conmigo cada momento, tanto los difíciles como los felices.

María Celeste Paula Peralta

República Dominicana
Universidad Tecnológica del Cibao Oriental
Facultad de Ingeniería y Recursos Naturales
Escuela de Agropecuaria



Resumen

Título: Análisis de la implementación de herramientas de inteligencia artificial para el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz, provincia Sánchez Ramírez.

Sustentantes: Carina Sandoval Rosa, Leoanna Pichardo Peña, María Celeste Paula

Asesora: Dra. Glenny Llinee López Rodríguez

La presente investigación tuvo como título: Análisis de la implementación de herramientas de inteligencia artificial (IA) para el monitoreo la toma de decisiones en el cultivo de arroz (*Oryza sativa* L.) en la provincia Sánchez Ramírez, cuyo objetivo es analizar la implementación de herramientas de inteligencia artificial para el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz. El estudio se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, con diseño no experimental y alcance descriptivo, aplicando dos instrumentos a productores y técnicos vinculados al sistema arrocero local, seleccionados mediante muestreo intencional. Los resultados evidenciaron que el 100 % de los productores y técnicos encuestados utiliza al menos una herramienta asociada a la IA, destacándose el uso de drones con cámaras multiespectrales, sensores IoT y plataformas de análisis de datos, aunque con diferencias en la frecuencia de uso y niveles de capacitación entre ambos grupos. Asimismo, se identificaron como principales factores que favorecen la adopción la capacitación, el apoyo institucional y los resultados demostrables en el rendimiento del cultivo, mientras que los costos elevados, la falta de conocimiento y la resistencia al cambio constituyen las principales limitaciones. Se concluye que la integración de herramientas de inteligencia artificial contribuye a mejorar el monitoreo del cultivo, optimizar el uso de insumos y fortalecer la toma de decisiones agronómicas, representando una alternativa viable para avanzar hacia sistemas arroceros más eficientes y sostenibles en la zona de estudio.

Palabras clave: agricultura inteligente, drones, sensores IoT, monitoreo agrícola, brecha digital, sostenibilidad.

CAPÍTULO I: MARCO INTRODUCTORIO

En este capítulo se abordan los fundamentos generales y específicos de la investigación sobre el análisis de la implementación de herramientas de inteligencia artificial (IA) en el cultivo de arroz (*Oryza sativa* L.) en la provincia Sánchez Ramírez. Aquí se explica la situación que motivó la realización del estudio, la cual está relacionada con la necesidad de optimizar la toma de decisiones agrícolas, mejorar la eficiencia en el uso de insumos y fortalecer la sostenibilidad de la producción de arroz mediante tecnologías emergentes. Del mismo modo, se exponen el objetivo general y los específicos que orientan la investigación, así como la justificación desde los aspectos técnicos, científicos y sociales del tema, resaltando el papel de la IA como una herramienta clave para el monitoreo y gestión inteligente de los cultivos. Finalmente, se delimitan el alcance, las limitaciones, el ámbito espacial y temporal del estudio, proporcionando una visión integral del propósito y la relevancia de la investigación dentro del contexto agrícola de la República Dominicana.

1.1 Introducción

El arroz (*Oryza sativa* L.) es uno de los cultivos más importantes del mundo, sobre todo en los países que tienen climas tropicales y subtropicales. En la República Dominicana, este cereal tiene un papel esencial dentro de la agricultura, no solo porque es parte fundamental de la alimentación diaria, sino también por el impacto económico que genera en diversas zonas productoras. De acuerdo con la FAO (2021), el arroz es el básico más consumido por la población dominicana y, además, representa una fuente de empleo para miles de familias, especialmente en comunidades rurales de provincias como Sánchez Ramírez, donde la siembra y producción arroceras representa una actividad económica crucial.

La producción de arroz, sin embargo, enfrenta diversos desafíos que afectan su eficiencia y sostenibilidad. Entre estos se encuentran la variabilidad climática, la presencia de plagas y enfermedades, así como la escasez de información precisa y oportuna para la toma de decisiones efectivas en la gestión del cultivo (González-Pedraza *et al.*, 2020). En este contexto, el uso de tecnologías avanzadas, como las herramientas de inteligencia

artificial (IA), ha comenzado a ofrecer soluciones innovadoras para optimizar las prácticas agrícolas. La inteligencia artificial permite procesar grandes volúmenes de datos para identificar patrones y realizar predicciones, lo que facilita la toma de decisiones más acertadas en cuanto a riego, fertilización y control de plagas (Hernández-Salazar *et al.*, 2023).

Dentro de la agricultura de precisión, la inteligencia artificial se ha convertido en una herramienta muy útil para mejorar la forma en que se manejan los cultivos, permitiendo un monitoreo continuo y ajustado a las necesidades específicas de cada área productiva. A través de sistemas de sensores, drones y algoritmos de aprendizaje automático, los agricultores pueden acceder a información precisa sobre las condiciones de sus cultivos y el entorno (Ryan *et al.*, 2023). Este tipo de enfoque no solo mejora la productividad, sino que también promueve prácticas más sostenibles, ya que permite aprovechar el uso de recursos como el agua y los fertilizantes, lo que es particularmente importante en un contexto de cambio climático global (FAO, 2025).

Aun con estas ventajas, el uso de la IA en la agricultura dominicana sigue siendo bastante limitado, especialmente en zonas como la provincia de Sánchez Ramírez. La falta de capacitación técnica, los costos elevados de implementación y la escasa disponibilidad de infraestructura adecuada son factores que dificultan su integración (Tolentronic, 2025). Por eso, la presente investigación busca analizar cómo la incorporación de herramientas basadas en inteligencia artificial para el monitoreo y la toma de decisiones puede ayudar a mejorar la productividad y la sostenibilidad del cultivo de arroz en esta región.

1.2 Antecedentes

El análisis de la implementación de herramientas de inteligencia artificial (IA) en la agricultura ha sido objeto de estudios a nivel global, sobre todo en cultivos que tienen una gran relevancia, como el arroz. En los últimos años, la inteligencia artificial se ha convertido en un apoyo fundamental, así como una herramienta clave en la optimización de la producción agrícola, debido a que permite monitorear los cultivos con mayor precisión, tomar decisiones eficientes y un uso sostenible de los recursos. En este apartado se presentan varios estudios que analizan cómo estas tecnologías están siendo adoptadas y

aplicadas en el sector agrícola, tanto en el cultivo de arroz como en otros cultivos importantes, con el propósito de mostrar los avances y aportes más relevantes en esta área.

León Carrillo (2024) desarrolló un aplicativo web para el control y seguimiento del cultivo de arroz en Ecuador. El proyecto consistió en la recopilación de información sobre los problemas específicos del cultivo y en la definición de los requerimientos del sistema, utilizando herramientas como diagramas UML para modelar los flujos y procesos. El software, basado en tecnologías como PHP, HTML y JavaScript, fue diseñado para adaptarse a diferentes dispositivos. Tras su implementación, se realizaron pruebas de funcionalidad y satisfacción para asegurar su eficacia, destacándose por su capacidad de facilitar el monitoreo organizado del cultivo y mejorar el control y seguimiento agrícola.

Jinez y Jácome (2022) realizaron una investigación centrada en la detección temprana de plagas y enfermedades en cultivos de tomate riñón, utilizando técnicas de visión artificial y aprendizaje automático. Desarrollaron un sistema portátil para identificar y clasificar plagas como el minador y la mosca blanca, así como enfermedades como el fusarium. La metodología incluyó la recopilación de datos, el entrenamiento de modelos de aprendizaje automático utilizando TensorFlow en Google Colab, y la optimización del modelo para dispositivos de bajo consumo. El sistema alcanzó una precisión superior al 96%, representando un avance importante hacia la implementación de tecnologías de la Industria 4.0 en la agricultura.

Romero Ayala (2023) llevó a cabo una investigación sobre la aplicación de la inteligencia artificial en la proyección de la producción del cultivo de caña de azúcar en Ecuador, un cultivo primordial para la economía del país. En su investigación utilizó herramientas de agricultura de precisión, como drones y sensores, para recopilar datos sobre las variables ambientales y la salud del cultivo. Los datos fueron procesados en plataformas en la nube, como Azure de Microsoft, utilizando algoritmos de aprendizaje automático para analizar factores clave como el nitrógeno, fósforo, pH y precipitaciones. Los resultados indicaron que la integración de estas tecnologías mejoró la capacidad de identificar zonas de baja productividad y permitió realizar predicciones de rendimiento más precisas, optimizando así la toma de decisiones agrícolas.

Hoyos Patiño *et al.* (2023) realizaron un estudio sobre el impacto transformador de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático en la producción agropecuaria, con énfasis en la sostenibilidad y eficiencia. Su investigación, basada en una revisión de 99 documentos, destacó cómo las herramientas de IA y aprendizaje automático permiten mejorar la gestión de recursos, reducir costos y optimizar los procesos productivos. Concluyeron que la integración de la IA en la agroindustria tiene un gran potencial para transformar la producción agrícola y pecuaria, impulsando una agricultura más precisa, resiliente y alineada con los retos del cambio climático y la seguridad alimentaria.

Otro estudio relevante es el de Ryan *et al.* (2023), quienes evaluaron los beneficios de la IA en la agricultura sostenible. En su trabajo, revisaron las tecnologías inteligentes utilizadas en diferentes fases de la producción agrícola, como el aprendizaje automático, el procesamiento de imágenes y el uso de drones de monitoreo. Los resultados mostraron que la implementación de IA mejora la eficiencia en el uso de recursos, como agua y fertilizantes, optimizando la producción y reduciendo los costos. En su conclusión, los autores destacaron que la IA está revolucionando la agricultura mediante soluciones innovadoras que enfrentan desafíos como el cambio climático y la creciente demanda alimentaria, promoviendo una agricultura más eficiente y sostenible.

En otro estudio, Pasolius Wexel (2024) exploró la aplicación de técnicas de inteligencia artificial para la creación de un Sistema de Apoyo a la Decisión (DSS), orientado a la optimización de la aplicación de herbicidas en cultivos de soja. A través de experimentos de campo en doce sitios, se utilizaron algoritmos de IA para analizar la eficacia de los herbicidas y recomendar estrategias precisas para su dosificación y momento de aplicación. Los resultados mostraron que el DSS superó en eficacia al manejo tradicional en un 73%, mejorando el control de malezas y aumentando el rendimiento en más de la mitad de los campos evaluados. Este estudio subraya el potencial de la IA para reducir costos y minimizar los impactos ambientales en la agricultura.

Hernández-Salazar *et al.* (2023) analizaron la integración de la inteligencia artificial y la agricultura de precisión en cultivos de café. El estudio demostró que la IA mejora la predicción climática, la detección de plagas y enfermedades, y la optimización del riego y fertilización, lo que resulta en una mayor productividad y sostenibilidad del cultivo. Este

estudio subraya cómo la agricultura de precisión, basada en IA, es esencial para enfrentar los desafíos climáticos y mejorar la eficiencia en cultivos estratégicos, como el café, en América Latina.

En Asia, la integración de sensores montados en RPAS con modelos de aprendizaje profundo ha permitido generar mapas de aplicación variable (VRA) para fertilizantes, reduciendo hasta un 20 % el uso de nitrógeno sin afectar el rendimiento (Guo et al., 2024). En América Latina, aunque las experiencias son incipientes, investigaciones en Colombia y Brasil han mostrado resultados similares en arroz y maíz irrigado (Reis *et al.*, 2023).

En cuanto al impacto que tiene la inteligencia artificial a nivel mundial dentro de la agricultura, la FAO (2025) llevó a cabo un estudio donde analizó la implementación de IA en los sistemas agroalimentarios, con el propósito de crear un modelo global que sirva como apoyo agronómico, ayudar a enfrentar temas climáticos y ofrecer a los agricultores acceso a conocimientos especializados. El estudio se basó en proyectos piloto aplicados en países como Etiopía y Mozambique, donde usaron plataformas digitales, aprendizaje automático y teledetección satelital para mejorar la eficiencia agrícola. Los resultados mostraron que la IA facilita una toma de decisiones rápida y precisa, mejorando la productividad y la resiliencia frente al cambio climático, y contribuyendo al fortalecimiento de la seguridad alimentaria.

Los estudios revisados evidencian el creciente potencial de la inteligencia artificial para transformar la agricultura, particularmente en la optimización del monitoreo y la toma de decisiones en cultivos estratégicos. Aún existen obstáculos relacionados con el acceso a la tecnología y a los recursos económicos por parte de muchos productores, especialmente en regiones como la provincia de Sánchez Ramírez, los avances en inteligencia artificial ofrecen una vía prometedora para abordar los retos tradicionales de la agricultura, como el cambio climático, el manejo de plagas y la eficiencia en el uso de recursos. Los trabajos revisados demuestran que la integración de la inteligencia artificial en los sistemas agrícolas no solo mejora la productividad y reduce costos, sino que también contribuye a una agricultura más precisa, sostenible y resiliente. Estos antecedentes evidencian la necesidad de analizar la implementación de herramientas de IA en contextos

locales como la provincia Sánchez Ramírez, visto como oportunidad para mejorar los sistemas productivos agrícolas.

1.3 Planteamiento del problema

La producción de arroz en la República Dominicana desempeña un papel fundamental tanto en la seguridad alimentaria nacional como en el sustento socioeconómico de las zonas rurales. Estudios recientes señalan que la producción sostenible de arroz está limitada por factores estructurales, como el suministro de riego insuficiente y el mantenimiento deficiente de la infraestructura hídrica, lo que compromete su productividad (FAO, 2005). La problemática se intensifica en la provincia de Sánchez Ramírez, donde la actividad arroceras posee una alta relevancia para las familias agricultoras y el dinamismo económico regional.

A pesar de su importancia estratégica para el país, la producción arroceras se enfrenta a múltiples desafíos que inciden en la eficiencia del cultivo y en la rentabilidad de los agricultores. Entre estos se encuentran factores como la variabilidad climática, la proliferación de plagas y enfermedades, el encarecimiento de insumos agrícolas y, de manera crítica, la falta de información oportuna para la toma de decisiones agronómicas. El sector arroceras dominicano ha sido identificado como vulnerable a eventos hidrometeorológicos extremos y a cambios en la disponibilidad de agua, lo que agrava su fragilidad (South Galaxy, 2021). Estas condiciones crean un entorno donde los productores dependen de métodos tradicionales y empíricos, lo que genera pérdidas productivas y economías poco eficientes.

Paralelamente, las tecnologías de agricultura de precisión, en particular aquellas basadas en inteligencia artificial (IA) y aprendizaje automático, han mostrado un potencial significativo para transformar la gestión agrícola mediante la mejora del monitoreo, la predicción de rendimientos y la optimización de insumos (Padhiary, 2024; Gupta, 2025). Estas herramientas permiten procesar grandes volúmenes de datos, integrar teledetección, sensores y plataformas de decisión, para facilitar una toma de decisiones más precisa. Sin embargo, su adopción en contextos de pequeña y mediana agricultura como el de la provincia de Sánchez Ramírez sigue siendo incipiente, pues existen barreras técnicas,

económicas y de capacitación que limitan la implementación efectiva de estos sistemas de IA.

En República Dominicana, aún no existen publicaciones indexadas que documenten la implementación de IA y drones en arroz bajo inundación. Este vacío constituye una oportunidad científica y tecnológica para adaptar las metodologías probadas internacionalmente a los ecosistemas tropicales locales, considerando la variabilidad edáfica y climática del país.

El problema de investigación se centra en que, en la provincia Sánchez Ramírez, la producción de arroz se desarrolla bajo limitaciones técnicas, climáticas y de acceso a información, lo que dificulta la toma de decisiones agronómicas eficientes. A pesar del potencial que ofrecen las herramientas de inteligencia artificial para el monitoreo y la gestión del cultivo, su nivel de implementación y los factores que condicionan su adopción no han sido suficientemente analizados en el contexto local. Frente a esta problemática, se plantea la necesidad de investigar cómo el análisis de la implementación de herramientas de IA para el monitoreo y la toma de decisiones puede contribuir a mejorar la eficiencia productiva, la sostenibilidad y la rentabilidad del cultivo de arroz en la provincia de Sánchez Ramírez. Con esta finalidad, se formulan las siguientes preguntas de investigación, cada una vinculada a un objetivo de investigación que orienta el estudio:

¿Cuál es el nivel actual de uso de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) en el cultivo de arroz en la provincia Sánchez Ramírez?

¿Qué factores socio-técnicos, económicos e institucionales influyen en la adopción y uso de herramientas de IA por los productores de arroz en la zona de estudio?

¿Cuáles son las principales herramientas de Inteligencia Artificial (IA) aplicables al monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz en la provincia Sánchez Ramírez?

1.4 Justificación

Es el alimento básico de mayor consumo en la dieta dominicana, con una demanda estimada de 15.2 millones de quintales, equivalentes a aproximadamente 689,500 toneladas métricas, mientras que la producción local se sitúa en 14.7 millones de quintales, es decir, unas 666,800 toneladas métricas (Alvarado, 2025). Esto evidencia una diferencia de alrededor de 22,700 toneladas métricas entre la producción estimada y la alcanzada localmente, lo que refleja que, aunque el país es altamente productivo, enfrenta un crecimiento acelerado de la demanda. Su relevancia no solo radica en el aporte económico, sino también en su papel como alimento básico en la dieta nacional y como fuente de empleo rural (Rodríguez, 2017). Garantizar la sostenibilidad de este cultivo implica mantener la seguridad alimentaria del país y la estabilidad socioeconómica de las comunidades rurales que dependen de él.

Sin embargo, los productores locales enfrentan diversos desafíos que restringen el aprovechamiento pleno de su potencial. El cambio climático y la variabilidad en los patrones de lluvia han alterado las épocas de siembra y cosecha, aumentando el riesgo de pérdidas (Ministerio de Agricultura, 2022). A estos factores se suman los problemas de plagas, enfermedades y deficiencias nutricionales del suelo, que frecuentemente se detectan de forma tardía. Tales condiciones repercuten negativamente en los rendimientos y en la rentabilidad del cultivo, evidenciando la necesidad de adoptar estrategias de monitoreo y diagnóstico más precisas.

La inteligencia artificial (IA) se ha consolidado como una de las herramientas más prometedoras para la transformación digital del sector agropecuario. Como afirma Agrono Tips (2024), la IA permite procesar información en tiempo real, identificar patrones y anticipar problemas, lo que ofrece soluciones efectivas para mejorar la eficiencia, la productividad y la sostenibilidad agrícola. Su incorporación en el manejo del arroz puede optimizar el uso del agua y los fertilizantes, mejorar los diagnósticos de estrés nutricional y sanitario del cultivo y facilitar la toma de decisiones basadas en datos objetivos. No obstante, la adopción de estas herramientas en Sánchez Ramírez sigue siendo incipiente debido a limitaciones económicas y a la escasa capacitación técnica, lo que mantiene a los

productores en desventaja frente a sistemas agrícolas más tecnificados (Agrono Tips, 2024).

Hernández y Di Massimo (2024) sostienen que la intersección entre tecnología y agricultura está revolucionando el modo en que se enfrentan los desafíos productivos actuales. La capacidad de la IA para analizar grandes volúmenes de datos y generar predicciones permite reducir la incertidumbre y optimizar los procesos agrícolas. La adopción de estas tecnologías no solo incrementa la eficiencia y productividad, sino que también favorece la sostenibilidad mediante el uso racional de insumos y la reducción del impacto ambiental. En este contexto, implementar herramientas de IA en el cultivo de arroz en Sánchez Ramírez representa una oportunidad estratégica para modernizar el sistema productivo local y fortalecer la resiliencia ante los efectos del cambio climático.

Como indica Mc Carthy (2025), la inteligencia artificial reduce significativamente el margen de error humano, al basar sus decisiones en información empírica recopilada mediante sensores y dispositivos digitales. Este enfoque permite una agricultura más precisa, con menos desperdicio de recursos y mayores niveles de rentabilidad. Además, la investigación posee un valor social, ya que contribuye a mejorar las condiciones de vida de las familias agricultoras mediante la reducción de pérdidas económicas y el aumento de la competitividad del sector. De igual manera, tiene un valor ambiental al promover el uso eficiente del agua, la energía y los insumos agrícolas, lo que contribuye a la conservación de los suelos y a la protección de los recursos naturales de la provincia.

La presente investigación se vincula con la Agenda 2030, en particular con el ODS 2: “Hambre Cero”, que plantea “poner fin al hambre, lograr la seguridad alimentaria, mejorar la nutrición y promover una agricultura sostenible” (United Nations, s. f.). En la República Dominicana, la agricultura arrocera, bajo el cultivo de *Oryza sativa* L., representa una pieza clave para alcanzar este objetivo, ya que su mejora tecnológica puede contribuir a elevar la productividad, reducir pérdidas y asegurar el abastecimiento alimentario (UN News/UN Sustainable Development Goals Platform, 2025). Al incorporar herramientas de inteligencia artificial (IA) para el monitoreo y la toma de decisiones agrícolas, esta investigación fortalece no sólo el ODS 2, sino también el ODS 12 (producción y consumo responsables) y el ODS 15 (vida de ecosistemas terrestres), pues

promueve el uso eficiente de insumos, la reducción de impactos en el suelo y la conservación de los recursos naturales.

Asimismo, esta investigación no pretende medir de forma directa el cumplimiento de estas metas con los Ejes 1 y 4 de la Estrategia Nacional de Desarrollo 2030 (Ley 1-12), los cuales priorizan la sostenibilidad ambiental, la gestión integral de los recursos naturales y la innovación tecnológica en los sistemas productivos de la República Dominicana (Ministerio de Economía, Planificación y Desarrollo [MEPyD], 2012). Desde esta perspectiva, los hallazgos de la investigación pueden contribuir a generar insumos técnicos y académicos que apoyen, de manera indirecta, los principios de sostenibilidad, eficiencia productiva y uso responsable de los recursos promovidos por el ODS 2, así como por otros objetivos relacionados con la innovación y la protección ambiental.

La integración de tecnologías basadas en IA contribuye a mejorar la salud del cultivo, reducir el uso excesivo de agroquímicos, prevenir la degradación del suelo y mitigar riesgos fitosanitarios que pueden repercutir tanto en la salud pública como en el medioambiente. Por lo tanto, esta investigación incorpora el enfoque “Una Sola Salud” (One Health), reconocido por la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO), la Organización Mundial de la Salud (OMS) y la Organización Mundial de Sanidad Animal (WOAH), que resalta la interdependencia entre la salud humana, animal, vegetal y del ecosistema (FAO, 2023; WHO, 2022). Este enfoque resulta especialmente pertinente en la provincia Sánchez Ramírez, donde el cultivo de arroz se ve afectado por la variabilidad climática, la escasez de agua y las deficiencias en infraestructura de riego.

De manera complementaria, Los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de la Agenda 2030 de las Naciones Unidas, particularmente con los ODS 2 (Hambre Cero), ODS 9 (Industria, innovación e infraestructura), ODS 12 (Producción y consumo responsables) y ODS 15 (Vida de ecosistemas terrestres) (United Nations, 2015). La aplicación de IA al cultivo de arroz contribuye a alcanzar estos objetivos al fortalecer la seguridad alimentaria, impulsar la innovación tecnológica en el sector agrícola, fomentar el uso racional de los recursos productivos y proteger los ecosistemas rurales frente a la degradación ambiental.

En este marco, la investigación refuerza el compromiso de la República Dominicana con las políticas nacionales e internacionales que promueven una agricultura inteligente, resiliente e inclusiva. La adopción de la IA y la agricultura de precisión no solo contribuye a incrementar la productividad, sino que también fortalece la capacidad de adaptación del sector agrícola a los efectos del cambio climático, en consonancia con los lineamientos del Plan de Acción Nacional ante el Cambio Climático del Sector Agropecuario (PANCCSA, 2020) y con las metas de innovación y sostenibilidad establecidas por el Consejo Nacional para el Cambio Climático y Mecanismo de Desarrollo Limpio (CNCCMDL, 2023). En consecuencia, la presente investigación se justifica por su aporte a la sostenibilidad agrícola y a la innovación tecnológica del cultivo de arroz en la provincia Sánchez Ramírez. A nivel académico, generará conocimientos aplicados sobre la implementación de IA en sistemas agrícolas tropicales; a nivel técnico, ofrecerá herramientas de monitoreo y análisis basadas en datos que orienten las decisiones de manejo; y a nivel social y ambiental, fortalecerá las capacidades locales para una agricultura más eficiente, resiliente y sostenible.

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo general

Analizar la implementación de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) en el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz (*Oryza sativa* L.) en la provincia Sánchez Ramírez.

1.5.2 Objetivos específicos (OE)

OE1. Elaborar un estudio de línea base sobre el nivel actual del uso de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) en el cultivo de arroz.

OE2. Determinar los factores socio-técnicos, económicos e institucionales que influyen en la adopción y uso de herramientas de IA por los productores de arroz en la zona de estudio.

OE3. Identificar las principales herramientas de IA aplicables al monitoreo y apoyo a la toma de decisiones en el cultivo de arroz.

1.6 Operalización de las variables y matriz de coherencia metodológica

A continuación, se presentan los Cuadros 1 y 2, que contienen respectivamente la operacionalización de las variables y la matriz de coherencia metodológica de la investigación. El Cuadro 1 resume la estructura analítica que permite vincular los objetivos específicos con sus variables, dimensiones e indicadores, garantizando la coherencia interna y la validez metodológica del estudio. Por su parte, el Cuadro 2 presenta la matriz de coherencia metodológica, en la cual se evidencia la correspondencia lógica entre el problema de investigación, los objetivos específicos, las preguntas de investigación, las variables y los instrumentos de recolección de datos.

Cuadro 1. Operacionalización de las variables

Objetivo Específico	Variable	Dimensión	Indicadores
OE1: Elaborar un estudio de línea base sobre el nivel actual del uso de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) en el cultivo de arroz.	Uso de herramientas de IA	Frecuencia de uso de IA	Porcentaje de productores que usan IA en sus prácticas agrícolas.
		Tipos de herramientas utilizadas	Identificación de las herramientas de IA utilizadas (drones, sensores, etc.).
		Nivel de conocimiento sobre IA	Porcentaje de productores con conocimiento básico, intermedio y avanzado de IA.
OE2: Determinar los factores socio-técnicos, económicos e institucionales que influyen en la adopción y uso de herramientas de IA por los productores de arroz en la zona de estudio.	Factores socio-técnicos, económicos e institucionales	Factores socioeconómicos	Nivel de ingreso de los productores. Acceso a crédito o subsidios para la compra de tecnología.
		Factores técnicos	Disponibilidad de infraestructura tecnológica (internet, energía, etc.).
		Factores institucionales	Apoyo de políticas públicas o programas gubernamentales relacionados con IA.
OE3: Identificar las principales herramientas de IA aplicables al monitoreo y apoyo a la toma de decisiones en el cultivo de arroz.	Herramientas de IA	Tecnologías utilizadas	Número y tipo de herramientas de IA aplicadas en la práctica agrícola.
		Usabilidad y efectividad de las herramientas	Nivel de satisfacción de los productores con la efectividad de las herramientas utilizadas.

OE=Objetivo específico

Cuadro 2. Matriz de coherencia metodológica

Problema de investigación	Objetivo específico	Pregunta de investigación	Variable principal	Dimensiones	Indicadores	Técnica e instrumento de recolección de datos
¿Cuál es el impacto de la implementación de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) en el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz (<i>Oryza sativa</i> L.) en la provincia Sánchez Ramírez?	Elaborar un estudio de línea base sobre el nivel actual del uso de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) en el cultivo de arroz.	¿Cuál es el nivel actual de uso de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) en el cultivo de arroz (<i>Oryza sativa</i> L.) en la provincia Sánchez Ramírez?	Nivel de uso de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) en el cultivo de arroz	- Grado de adopción de IA - Frecuencia de uso - Tipo de herramienta de IA utilizada - Nivel de capacitación en IA	- Porcentaje de productores y técnicos que reportan uso de alguna herramienta de IA. - Frecuencia declarada de uso (diario, semanal, mensual, eventual). - Número y tipos de herramientas de IA utilizadas (drones, sensores, plataformas de análisis, modelos predictivos, etc.). - Porcentaje de encuestados que han recibido capacitación formal en IA aplicada a la agricultura.	Encuesta estructurada a productores y técnicos; cuestionario aplicado en campo y/o en línea.
	Determinar los factores socio-técnicos, económicos e institucionales que influyen en la adopción y uso de herramientas de IA por los productores de arroz en la zona de estudio.	¿Qué factores socio-técnicos, económicos e institucionales influyen en la adopción y uso de herramientas de IA por los productores de arroz en la zona de estudio?	Factores socio-técnicos, económicos e institucionales asociados a la adopción de IA	- Condiciones socioeconómicas - Factores técnicos - Factores institucionales y organizativos	- Nivel de ingresos del productor. - Acceso a crédito o agrofinanciamiento para la adquisición de tecnologías de IA. - Acceso a internet y energía eléctrica en la finca. - Disponibilidad de soporte técnico especializado en tecnologías de IA. - Participación en programas o proyectos institucionales vinculados a tecnologías digitales o de IA. - Existencia de incentivos o políticas de apoyo a la adopción de IA percibidos por los productores.	Encuesta estructurada y entrevistas semiestructuradas a productores, técnicos y actores institucionales.

	Identificar las principales herramientas de IA aplicables al monitoreo y apoyo a la toma de decisiones en el cultivo de arroz.	¿Cuáles son las principales herramientas de Inteligencia Artificial (IA) aplicables al monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz en la provincia Sánchez Ramírez?	Herramientas de IA aplicables al monitoreo y apoyo a la toma de decisiones en el cultivo de arroz	- Tipología de herramientas de IA - Funcionalidad aplicada al cultivo de arroz - Percepción de usabilidad y utilidad	- Clasificación de las herramientas de IA identificadas (sensores, plataformas de análisis de datos, modelos predictivos, drones, etc.). - Principales usos declarados (monitoreo nutricional, detección de plagas/enfermedades, manejo de riego, estimación de rendimiento, entre otros). - Nivel de satisfacción percibido con el uso de las herramientas (escalas tipo Likert: muy bajo a muy alto). - Frecuencia de uso de las herramientas de IA para apoyar la toma de decisiones agronómicas.	Revisión documental y de plataformas tecnológicas; encuesta y ficha de caracterización de herramientas aplicada a productores y técnicos.
--	--	--	---	--	---	---

1.6 Supuestos

Se asume que el uso de herramientas de inteligencia artificial contribuye al fortalecer los procesos de monitoreo de cultivo de arroz, permitiendo una mejor gestión de variables agronómicas como el riego, la fertilización y el control de plagas y enfermedades.

Se considera que las limitaciones identificadas en el uso de herramientas de inteligencia artificial, tales como la resistencia al cambio, la falta de capacitación y la inversión inicial, condicionan el nivel de adopción tecnológica observado en los productores y técnicos agrícolas.

1.7 Alcance y límite

El presente estudio tuvo un alcance descriptivo y correlacional, de tipo no experimental, orientado a analizar el uso e impacto potencial de herramientas de inteligencia artificial (IA) en el monitoreo y la toma de decisiones agronómicas en el cultivo de arroz (*Oryza sativa* L.). El propósito principal es comprender cómo estas tecnologías pueden contribuir a optimizar la gestión agrícola en la provincia Sánchez Ramírez, a partir del análisis de datos históricos, percepciones de los productores y condiciones locales de adopción tecnológica.

Se adoptó un enfoque cuantitativo, que permita integrar la interpretación estadística de los datos con la comprensión contextual de las prácticas productivas. El aspecto abordó la medición del nivel de adopción tecnológica, la conexión entre factores socioeconómicos y el uso de la IA, así como en el análisis de datos climáticos y de rendimiento.

Delimitación temática. La investigación se centró en el análisis de la implementación y uso de herramientas de IA como apoyo al monitoreo del cultivo de arroz y la toma de decisiones agronómicas. Se evaluó la disponibilidad tecnológica en el contexto local, el nivel de conocimiento de los productores sobre el uso de IA, y los factores técnicos, económicos y sociales que inciden en su adopción. Asimismo, se analizó la contribución de la IA en el procesamiento de información climática y agronómica, con el objetivo de identificar oportunidades para mejorar la productividad y la sostenibilidad agrícola.

Delimitación espacial. La investigación se realizó en la provincia Sánchez Ramírez, República Dominicana, específicamente en las comunidades donde el cultivo de arroz constituye la principal fuente de ingreso y sustento socioeconómico. La población objeto de estudio estuvo conformada por productores y técnicos arroceros activos de la zona, mientras que la muestra representativa se seleccionó mediante un muestreo intencionado, considerando variables como tamaño de finca, nivel de tecnificación y acceso a recursos tecnológicos.

Delimitación temporal. El estudio se ejecutó durante un período de seis meses, comprendido entre junio y diciembre de 2025, lapso en el cual se realizó la recolección de datos primarios a través de encuestas, entrevistas y observaciones de campo. Además, se analizaron series históricas de datos climáticos y estadísticos del cultivo de arroz correspondientes a los años 2015–2024, obtenidas de fuentes oficiales como el Ministerio de Agricultura y la FAO, con el propósito de contextualizar los resultados dentro de una tendencia temporal amplia.

Límites del estudio. La investigación puede enfrentar limitaciones relacionadas con la disponibilidad y calidad de los datos históricos, el acceso oportuno a los productores, y la variabilidad en el nivel de conocimiento tecnológico entre los participantes. No obstante, estas limitaciones serán mitigadas mediante triangulación metodológica, validación cruzada de información y la aplicación de instrumentos de recolección confiables y previamente validados.

1.8 Definición de términos

Adopción de tecnologías de IA: Entendida como el grado en que los productores incorporan, utilizan y mantienen herramientas basadas en IA en sus prácticas agrícolas, influenciado por factores técnicos, económicos, sociales e institucionales. Según el IICA (2024), “las aplicaciones de la IA al agro pueden organizarse en optimización de procesos y recomendaciones técnicas” (p. paraf. 3).

Agricultura de precisión: Es definida como “una estrategia de gestión que recoge, procesa y analiza datos temporales, espaciales e individuales y los combina con otras informaciones para respaldar las decisiones de manejo de acuerdo con la variabilidad estimada, y así mejorar la eficiencia en el uso de recursos, la productividad, la calidad, la rentabilidad y la sostenibilidad de la producción agrícola” (Sociedad Internacional de Agricultura de Precisión citada en Grap UdL, 2022, párr. 1). También, se define como “un enfoque de gestión agrícola basado en la observación, medición y respuesta a la variabilidad espaciotemporal en los cultivos” (Mulla, 2013, citado en Feder *et al.*, 2024, p. 3). Implica el uso de tecnologías como sensores, sistemas de posicionamiento, teledetección y análisis de datos para optimizar el uso de insumos, mejorar la productividad y reducir el impacto ambiental (Shamim *et al.*, 2021).

Inteligencia artificial (IA): Según el blog del Food and Agriculture Organization (FAO) (2025), “la inteligencia artificial puede convertirse en una solución de cambio de juego para los agricultores” (p. 2). En el contexto agrícola, se entiende como el conjunto de “sistemas informáticos que procesan y analizan grandes volúmenes de datos provenientes de diversas fuentes..., lo que permite a los agricultores tomar mejores decisiones sobre la gestión de los cultivos” (AgroTechCampus, 2024, párr. 2).

Internet de las cosas (IoT). Son “sistemas de dispositivos físicos interconectados (como sensores, actuadores, cámaras y otros objetos inteligentes) que recopilan, procesan y transmiten datos a través de redes de comunicación para facilitar la monitorización, el análisis y la automatización de procesos” (Xin *et al.*, 2022, p. 12). En el ámbito agrícola, “el IoT permite recolectar en tiempo real datos sobre cultivos, suelos y condiciones ambientales, posibilitando decisiones agronómicas más precisas (Shams *et al.*, 2021, p. 4).

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

El presente capítulo tiene como finalidad fundamentar teórica y contextualmente la investigación, con el propósito de ofrecer un marco de referencia sólido que permita comprender la importancia de la inteligencia artificial en la agricultura moderna y su potencial aporte a la gestión del cultivo de arroz.

2.1 Fundamentos generales del cultivo de arroz

2.1.1 Importancia socioeconómica y alimentaria del arroz

El arroz (*Oryza sativa* L.) constituye uno de los cultivos alimentarios más relevantes a nivel global, tanto por su extensión como por su papel en la seguridad alimentaria. Se estima que alimenta directa o indirectamente a más de la mitad de la población mundial, representando una fuente principal de carbohidratos y energía, especialmente en Asia, África y América Latina (Khush, 2013; IRRI, 2022). Según la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO, 2021), el arroz ocupa alrededor de 165 millones de hectáreas a nivel mundial y aporta cerca del 20 % del consumo calórico humano total. Es el segundo cereal más producido y consumido en el mundo, después del trigo, y constituye la base alimentaria de más de la mitad de la población global (FAO, 2023). Según el Rice Almanac del IRRI (2022), alrededor de 3,500 millones de personas dependen del arroz como principal fuente calórica diaria.

Desde el punto de vista geográfico, el arroz es un cultivo tropical y subtropical, con mayor productividad en zonas húmedas del sudeste asiático y regiones costeras de clima cálido-húmedo. Sin embargo, su rango de adaptación es amplio: puede cultivarse desde los 49–50° N hasta los 35° S, y desde el nivel del mar hasta aproximadamente 2500 m s. n. m., en suelos con alta capacidad de retención de agua (Latham, 2002). Su plasticidad fisiológica permite su desarrollo en ecosistemas irrigados, pluviales e incluso en sistemas de arrozales de montaña.

Desde una perspectiva económica, el arroz representa un producto estratégico dentro del comercio agrícola internacional. El mercado mundial del arroz alcanzó 535 millones

de toneladas en 2023, con un valor superior a 250,000 millones de dólares, impulsado por la creciente demanda de países en desarrollo (FAO, 2023).

En términos socioeconómicos, el cultivo del arroz sostiene los medios de vida de más de 144 millones de pequeños agricultores en Asia y otros 20 millones en África y América Latina (GRiSP, 2013). Además, constituye un eje estructurante en la economía agrícola, ya que genera empleo rural, dinamiza la industria molinera y es base de múltiples cadenas agroalimentarias (FAO, 2021). Su cultivo no solo tiene una dimensión alimentaria, sino también ambiental, pues los sistemas arroceros, especialmente los inundados, actúan como sumideros y fuentes de carbono, influyendo en los balances globales de gases de efecto invernadero, particularmente de metano (CH_4) (Yagi *et al.*, 2020).

En la República Dominicana, el arroz es el principal alimento básico y representa el 13 % del PIB agropecuario nacional. Más de 30,000 productores participan en su cultivo, generando más de 300,000 empleos directos e indirectos (Ministerio de Agricultura, 2023). Por tanto, su relevancia trasciende lo nutricional y económico, configurándose como un componente central en la estabilidad social y la soberanía alimentaria dominicana.

2.1.2 Requerimientos edafoclimáticos

La productividad del arroz depende estrechamente de las condiciones climáticas y edáficas. La FAO (2004) enfatiza que factores como la temperatura, la radiación solar, la precipitación y la humedad del suelo inciden directamente sobre el crecimiento, la fotosíntesis y la formación del grano. Por ejemplo, temperaturas óptimas entre 25 °C y 30 °C durante la etapa de floración son críticas para un llenado eficiente del grano, mientras que déficits hídricos o radiación insuficiente reducen significativamente el rendimiento (González-Pedraza *et al.*, 2019). A nivel fisiológico, las alteraciones climáticas también afectan la incidencia de plagas y enfermedades, modificando la fenología y la calidad del grano.

Por otro lado, la calidad del suelo es determinante para el éxito del cultivo. Los arrozales requieren suelos con buena estructura, capacidad de retención de agua y adecuada disponibilidad de nutrientes esenciales como nitrógeno, fósforo, potasio y silicio (Dobermann & Fairhurst, 2000). Los suelos arcillosos o franco-arcillosos, con pH neutro

o ligeramente ácido y buena capacidad de intercambio catiónico, favorecen el desarrollo del cultivo y la eficiencia de fertilización.

El arroz prospera en suelos arcillosos o franco-arcillosos, con buena capacidad de retención de agua, pH entre 5.5 y 7.0 y nivel freático alto (Dobermann & Fairhurst, 2000). Los suelos anegados limitan la oxidación y modifican la dinámica de nutrientes, favoreciendo la disponibilidad de fósforo y reduciendo las pérdidas de nitrógeno por lixiviación (Wang *et al.*, 2022). Sin embargo, un manejo inadecuado puede provocar acumulación de sales y reducción de materia orgánica.

Desde el punto de vista climático, el arroz requiere temperaturas medias superiores a 20 °C en todo su ciclo. El rango óptimo se sitúa entre 25 y 35 °C para el crecimiento vegetativo, y entre 21 y 27 °C durante la floración (FAO, 2004). Por debajo de 15 °C se retrasa la germinación, y por encima de 40 °C se afecta la viabilidad del polen (González-Pedraza *et al.*, 2019).

Las condiciones edafoclimáticas dominicanas —temperaturas promedio de 26 a 28 °C, alta radiación y disponibilidad de agua en zonas del Bajo Yuna— constituyen un ambiente favorable para el arroz. Sin embargo, el cambio climático y la variabilidad interanual de lluvias están alterando los calendarios de siembra y generando periodos de estrés térmico. Esto plantea la necesidad de herramientas de monitoreo que anticipen la respuesta del cultivo frente a cambios microclimáticos, reforzando la pertinencia del uso de IA y sensores.

2.2 Definición y pilares de la Agricultura 4.0.

La Agricultura 4.0 se refiere a la cuarta revolución agrícola, un concepto que integra tecnologías avanzadas como la Internet de las Cosas (IoT), el Big Data, la inteligencia artificial (IA), el aprendizaje automático (ML), y el cloud computing en los sistemas agrícolas. Este enfoque se basa en la digitalización de los procesos agrícolas, lo que permite una mayor eficiencia, sostenibilidad y productividad en la producción agrícola. A través de la interconexión de dispositivos y sistemas, los agricultores pueden acceder a datos en tiempo real, realizar predicciones más precisas y tomar decisiones informadas que

optimicen el uso de los recursos y mejoren los rendimientos de los cultivos (Wolfert *et al.*, 2017).

Se componen de tres elementos claves: la sensorización del campo (IoT), el manejo y análisis de grandes volúmenes de datos (Big Data) y la conectividad a través de plataformas en la nube. Estos componentes interrelacionados permiten una agricultura de precisión, donde las decisiones se basan en datos reales y análisis predictivos, promoviendo una mayor eficiencia en el uso de recursos como agua, fertilizantes y pesticidas, y reduciendo el impacto ambiental de la producción agrícola (Saiz-Rubio & Rodríguez-Sánchez, 2020).

2.2.1 Componentes tecnológicos de la agricultura de precisión

La arquitectura tecnológica de la AP se sustenta en tres pilares: (a) adquisición de datos, (b) procesamiento y análisis, y (c) generación de decisiones.

Adquisición de datos: se realiza mediante sensores de proximidad (portátiles, montados en maquinaria) y sensores remotos (drones, satélites, cámaras multiespectrales o térmicas). Estos dispositivos capturan variables como reflectancia foliar, contenido de clorofila, humedad del suelo y temperatura de la superficie del dosel (Mulla, 2013; Padhiary, 2024).

Procesamiento y análisis: implica el uso de sistemas de información geográfica (SIG), modelado espacial y algoritmos de IA o aprendizaje automático que permiten correlacionar los datos espectrales con parámetros agronómicos. Las redes neuronales y los bosques aleatorios son los métodos más usados en predicción de rendimiento y clasificación de estrés (Nan *et al.*, 2025).

Generación de decisiones: a través de sistemas de apoyo (DSS), se traducen los resultados del análisis en recomendaciones concretas, como dosis de fertilización, ajuste de riego o detección de plagas. En este punto, la IA actúa como el motor cognitivo que convierte los datos en decisiones operativas (Hu *et al.*, 2025).

2.2.2 El concepto de "Smart Farming" (Agricultura Inteligente)

La idea de "Smart Farming" o Agricultura Inteligente ha surgido como uno de los cambios más grandes dentro del ámbito agrícola en la era digital. La Agricultura Inteligente se fundamenta en aplicar herramientas avanzadas tales como el Internet de las Cosas (IoT), la inteligencia artificial (IA), Big Data, y el aprendizaje automático (ML) para transformar las prácticas agrícolas tradicionales. Este enfoque no solo mejora la productividad, sino que también promueve la sostenibilidad y la eficiencia en el uso de recursos como el agua, los fertilizantes y los pesticidas, lo que tiene un impacto positivo en la rentabilidad y el medio ambiente (Wolfert *et al.*, 2017).

En la Agricultura Inteligente, la información recopilada de diversas fuentes, como sensores en campo, imágenes satelitales, drones y sistemas de maquinaria conectados, se integran y analizan para facilitar la toma de decisiones informadas en tiempo real. Según la revisión de Raj y Prahadeeswaran (2025), “smart farming represents the integration of advanced digital technologies to make farming more efficient, predictive, and sustainable” (p. 75). Este modelo permite a los agricultores monitorear el estado de sus cultivos, predecir condiciones futuras, y tomar decisiones proactivas para gestionar sus operaciones de manera más eficiente.

En términos más amplios, la Agricultura Inteligente busca transformar por completo la agricultura, permitiendo una transición desde prácticas que se basan principalmente en la observación directa y la experiencia hacia un sistema altamente tecnificado que se basa en el análisis de grandes volúmenes de datos. Este enfoque permite tomar decisiones no solo basadas en la experiencia, sino también en datos analíticos procesados mediante algoritmos predictivos, optimizando así los recursos y los rendimientos (Saiz-Rubio & Rodríguez-Sánchez, 2020).

2.2.3 La transición de la agricultura de precisión a la agricultura predictiva

La agricultura de precisión ha marcado un gran progreso en el sector agrícola durante las últimas décadas. Este método consiste en el empleo de tecnología para gestionar variaciones espaciales dentro de un campo, utilizando datos para aplicar insumos de manera precisa y localizada (Wolfert *et al.*, 2017). La agricultura de precisión ha permitido

optimizar el uso de recursos como agua, fertilizantes y pesticidas, y mejorar la eficiencia del trabajo agrícola. No obstante, este sistema enfoca su atención en la respuesta inmediata a las condiciones actuales de los cultivos y el ambiente.

Por otro lado, la agricultura predictiva va un paso más allá el concepto de la agricultura de precisión, incorporando el análisis de datos históricos y actuales para predecir eventos futuros y anticiparse a posibles problemas. La agricultura predictiva utiliza modelos matemáticos y algoritmos de aprendizaje automático para pronosticar el rendimiento de los cultivos, el impacto de factores climáticos, la aparición de enfermedades y plagas, y las necesidades de recursos a lo largo de todo el ciclo de vida de las plantas (Awais *et al.*, 2025). Como señala Raj y Prahadeeswaran (2025), “predictive farming enhances decision-making by using data-driven models to forecast critical variables before they manifest” (p. 82).

Por ejemplo, en la siembra de arroz, los sistemas de predicción son capaces de anticipar el estrés hídrico o la necesidad de fertilización en función de datos históricos sobre la variabilidad climática, la humedad del suelo y el comportamiento de los cultivos a lo largo del tiempo. Esta manera de trabajar permite a los agricultores no solo reaccionar ante los problemas, sino actuar preventivamente para mitigar posibles pérdidas o mejorar los rendimientos. La transición de la agricultura de precisión a la agricultura predictiva representa una evolución hacia un modelo más proactivo y provisorio, donde la tecnología no solo apoya la gestión diaria, sino también la planificación estratégica a largo plazo.

2.3 Fundamentos de la Inteligencia Artificial (IA) para Aplicaciones Agrícolas

La Inteligencia Artificial (IA) ha emergido como una herramienta fundamental en el ámbito agrícola, innovando los métodos tradicionales de manejo agrícola hacia un enfoque más eficiente, predictivo y proactivo. En la agronomía, la IA se utiliza para optimizar los recursos, mejorar los rendimientos, y prever fenómenos como plagas, enfermedades o deficiencias nutricionales, todo ello con el objetivo de hacer la agricultura más sostenible y rentable. Las tecnologías de IA aplicadas en la agricultura incluyen tanto Machine Learning (ML) como Deep Learning (DL), las cuales permiten procesar grandes

volúmenes de datos generados por diversas fuentes como sensores IoT, imágenes satelitales y drones, para tomar decisiones informadas (Zhang & Kovacs, 2020).

La adopción de IA en agricultura tiene implicaciones significativas para la automatización de tareas, el monitoreo en tiempo real y la personalización de las prácticas agrícolas. Según Wolfert *et al.* (2017), "AI in agriculture is driving innovations that enhance precision farming, optimize resource use, and improve yield predictions" (p. 75). La capacidad de la IA para analizar datos a gran escala permite a los agricultores mejorar la gestión del cultivo, la distribución de recursos y la predicción de resultados de manera mucho más eficiente que los métodos tradicionales.

2.3.1 Definición de Inteligencia Artificial en el contexto de la agronomía

En el contexto de la agronomía, la Inteligencia Artificial (IA) se refiere al uso de sistemas computacionales que simulan capacidades humanas como el aprendizaje, la resolución de problemas y la toma de decisiones para mejorar la eficiencia de las operaciones agrícolas. La IA aplicada a la agricultura puede involucrar el uso de algoritmos para predecir patrones climáticos, identificar enfermedades en los cultivos o recomendar prácticas agrícolas basadas en datos históricos y en tiempo real (Bajwa *et al.*, 2019).

Una de las características clave de la IA en la agronomía es su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos, que provienen de diversas fuentes como sensores de campo, drones, satélites y sistemas de gestión agrícola. Esto permite hacer una agricultura de precisión, donde se optimizan los recursos como el agua, fertilizantes y pesticidas, basándose en datos específicos del terreno y las plantas. Según Zhang y Kovacs (2020), "AI helps to automate field data collection, process them to identify patterns, and make decisions regarding the necessary interventions in a timely manner" (p. 115).

Además, la IA permite la automatización de la toma de decisiones a través de modelos predictivos basados en Machine Learning (ML) y Deep Learning (DL), tecnologías que son fundamentales para la identificación de plagas, enfermedades y deficiencias en los cultivos. La IA es una herramienta poderosa para la agricultura 4.0, ya que habilita la recopilación y análisis de datos en tiempo real, lo que facilita una toma de decisiones más rápida y precisa.

2.3.2 Diferenciación: IA, Machine Learning (ML) y Deep Learning (DL)

La IA o Inteligencia Artificial, se refiere al conjunto que abarca todas las técnicas, métodos y tecnologías que permiten a las máquinas simular funciones cognitivas humanas, tales como la percepción, el razonamiento y la toma de decisiones. Dentro de la IA, existen subcampos como el Machine Learning (ML) y el Deep Learning (DL), que son utilizados en aplicaciones agrícolas específicas.

El Machine Learning (ML) es una rama de la IA que se enfoca en desarrollar algoritmos que permiten a las máquinas aprender de los datos sin ser programadas explícitamente para realizar una tarea específica (Mitchell, 1997). En agricultura, el ML se utiliza para hacer predicciones sobre el rendimiento de los cultivos, clasificar las imágenes de las plantas según su estado de salud, y detectar patrones en los datos históricos de los cultivos para anticipar eventos como plagas o deficiencias nutricionales (Bajwa *et al.*, 2019).

El Deep Learning (DL), por otro lado, es una subdisciplina dentro del ML que utiliza redes neuronales profundas, que son estructuras complejas inspiradas en el cerebro humano, para aprender patrones más abstractos y complejos en los datos. El DL es particularmente útil para procesar imágenes y grandes volúmenes de datos no estructurados, como las imágenes multiespectrales capturadas por drones o satélites. El Deep Learning se utiliza ampliamente en la agricultura para tareas como la detección de plagas o enfermedades en cultivos, la clasificación de diferentes tipos de suelo, y el análisis de imágenes de campo para la toma de decisiones en tiempo real (LeCun *et al.*, 2015).

2.3.3 Big Data: Generación y gestión de grandes volúmenes de datos agrícolas

El concepto de Big Data se refiere a la recopilación y análisis de grandes volúmenes de datos generados por diversas fuentes, como sensores en campo, imágenes satelitales, drones, maquinaria agrícola, y sistemas de gestión de cultivos (Wolfert *et al.*, 2017). La gestión de estos grandes volúmenes de datos es un componente esencial de la Agricultura 4.0, ya que permite la creación de modelos predictivos y el análisis de patrones que no son evidentes mediante métodos tradicionales.

Los datos generados por los sensores IoT y otras fuentes en tiempo real se almacenan en plataformas de Big Data, donde pueden ser procesados mediante algoritmos de análisis de datos, como el aprendizaje automático (ML) y análisis predictivo. Esta capacidad de análisis permite anticipar situaciones como la aparición de plagas, enfermedades o deficiencias nutricionales antes de que impacten significativamente en la producción (Kumar *et al.*, 2020). Además, la combinación de Big Data con tecnologías como la IA puede mejorar la precisión de las predicciones de rendimiento de los cultivos, permitiendo a los agricultores tomar decisiones más informadas sobre la gestión de los recursos.

La implementación de Big Data en la agricultura también tiene implicaciones significativas en la gestión de la variabilidad espacial y temporal en los campos. Según Azlan *et al.* (2025), “Big Data is the backbone of precision agriculture because it integrates spatially detailed data to provide actionable insights for optimizing production and resource use” (p. 103). Esta integración de datos permite a los agricultores ajustar prácticas como el riego, la fertilización y el control de plagas de manera más precisa y localizada, reduciendo costos y aumentando la eficiencia.

2.3.4 Conectividad y plataformas en la nube (Cloud Computing)

El cloud computing o computación en la nube es otro componente esencial en la Agricultura 4.0, que facilita la conexión de dispositivos, sensores y plataformas de datos a través de internet. La nube permite a los agricultores almacenar, procesar y analizar grandes cantidades de datos sin necesidad de infraestructura costosa local. Además, proporciona acceso remoto a los datos y a las aplicaciones necesarias para la toma de decisiones en tiempo real (Awais *et al.*, 2025).

La conectividad proporcionada por la nube también permite la integración de diversas fuentes de datos, como imágenes de satélite, sensores de IoT y datos climáticos, en un único sistema accesible desde cualquier lugar y en cualquier momento. Según Raj y Prahadeeswaran (2025), “cloud computing allows for data centralization, scalability, and accessibility, making it possible to manage farms more efficiently with minimal on-site infrastructure” (p. 76). Esta integración y accesibilidad es particularmente valiosa en áreas

rurales o en grandes explotaciones agrícolas, donde las decisiones deben basarse en datos distribuidos y generados a partir de diversas tecnologías.

En términos prácticos, las plataformas en la nube permiten el análisis de los datos y la aplicación de algoritmos de inteligencia artificial para generar recomendaciones sobre el manejo de cultivos, control de plagas y enfermedades, y optimización de recursos. Esta conectividad es crucial para una gestión de cultivos a gran escala, como la que se realiza en el cultivo de arroz bajo condiciones variables de suelo y clima, mejorando la sostenibilidad de las prácticas agrícolas y ayudando a garantizar la seguridad alimentaria (Kagan, 2020).

2.3.5 La Importancia del Transfer Learning y la curación de datos en DL agrícola.

La eficacia de los modelos de Aprendizaje Profundo depende intrínsecamente de la calidad y el volumen del conjunto de datos de entrenamiento. Sin embargo, dado que la recolección y el etiquetado de grandes bases de datos agrícolas son costosos y requieren mucho tiempo, la técnica de Transfer Learning emerge como una estrategia vital (Mohanty *et al.*, 2016). Esta técnica permite reutilizar modelos (como VGG o ResNet) preentrenados en tareas generales de reconocimiento de imágenes (como ImageNet) y adaptarlos a tareas específicas agrícolas (como la detección de plagas del arroz) con conjuntos de datos más pequeños y específicos. Este enfoque acelera el desarrollo, mitiga el problema de la escasez de datos agrícolas etiquetados y mejora la robustez de las herramientas de IA en el campo.

2.4 El uso de la IA.

La Inteligencia Artificial (IA) se ha aplicado ampliamente en la agricultura en los últimos años. Su uso se extiende desde el cultivo de plantas más sanas, el control de plagas, el monitoreo del suelo y de las condiciones de crecimiento, hasta la optimización de actividades de gestión en la cadena de suministro de alimentos. Entre sus aplicaciones destacan la selección de semillas óptimas según escenarios climáticos, la predicción del momento ideal de siembra y riego, el cálculo del espaciamiento entre semillas y la profundidad de siembra, así como la sugerencia de nutrientes para mejorar la calidad del suelo. Asimismo, los sistemas inteligentes de monitoreo proporcionan información

sobre la salud de los cultivos y recomendaciones de manejo que permiten producir más con menos recursos, mejorar la calidad del producto y reducir los impactos ambientales. Sin embargo, para que los agricultores adopten de manera efectiva estas soluciones, resulta fundamental que las perciban como fáciles de usar, es decir, que el acceso a datos, la interpretación de resultados y la interacción con los sistemas de IA no impliquen un esfuerzo excesivo de aprendizaje ni una complejidad técnica que desincentive su uso. (Javaid *et al.* 2023)

La IA comprende el uso de tecnologías como el aprendizaje automático, la visión por computadora y el análisis de datos para mejorar la producción agrícola. En el caso específico del arroz, estas tecnologías permiten analizar variables climáticas, del suelo y del manejo agronómico, contribuyendo a una toma de decisiones más precisa en aspectos como el riego, la fertilización y la planificación de las labores agrícolas, lo que se traduce en una mayor productividad y sostenibilidad del cultivo (Hernán 2025).

El uso de la inteligencia artificial se integra como una herramienta clave para el análisis y optimización de los procesos productivos. Las herramientas de IA son sistemas de software inteligentes que utilizan algoritmos de aprendizaje automático y redes neuronales profundas para imitar funciones cognitivas humanas, permitiendo aprender a partir de los datos, adaptarse a nuevas condiciones y tomar decisiones basadas en patrones identificados en el campo agrícola (Ortega, 2022). En la actualidad las herramientas tecnológicas de IA que oportunamente ofrezca posibilidades de respuesta para tomar decisiones en la agricultura, como la mejor época de siembra y aplicación de insumos, tienen una demanda de crecimiento exponencial. La IA mejora significativamente los procesos de toma de decisiones agronómica y el monitoreo. Al analizar grandes cantidades de datos e identificar patrones que los humanos podrían pasar por alto, la IA proporciona información valiosa que genera mayores ingresos y ahorros de costos (Thompson, 2025).

2.5 Internet de las Cosas (IoT) y la sensorización del campo

El Internet de las Cosas (IoT) es un pilar clave en la Agricultura 4.0, ya que permite la interconexión de sensores y dispositivos a través de internet para recopilar datos en tiempo real sobre las condiciones del campo, tales como la humedad del suelo, la

temperatura, la calidad del aire y otros parámetros agronómicos (Navarro *et al.*, 2020). Esta sensorización del campo permite un monitoreo constante y preciso, lo que facilita la toma de decisiones basadas en datos en lugar de suposiciones o estimaciones. A través de la IoT, los agricultores pueden gestionar sus cultivos de manera más eficiente, como optimizando el uso de agua o fertilizantes según las necesidades exactas de las plantas.

La implementación de IoT en el campo agrícola implica la instalación de sensores inteligentes que capturan datos sobre diversas variables, desde el suelo hasta las condiciones climáticas. Estos dispositivos están conectados a plataformas de análisis que interpretan los datos recolectados, permitiendo a los agricultores tener acceso a información en tiempo real. Según la investigación de Saiz-Rubio y Rodríguez-Sánchez (2020), “IoT enables farmers to control environmental conditions and crop growth with minimal intervention and maximum efficiency” (p. 150). Esto no solo mejora la productividad, sino que también reduce los costos operativos y los impactos ambientales derivados de prácticas ineficientes.

Además, los sensores IoT pueden integrarse con drones y otros sistemas de monitoreo aéreos que capturan imágenes multiespectrales, lo que agrega otra capa de información crucial para la salud y el rendimiento de los cultivos. En el caso de cultivos como el arroz, la IoT permite un monitoreo detallado de las condiciones de riego, ayudando a evitar tanto el estrés hídrico como el uso excesivo de agua (Awais *et al.*, 2025).

2.6 Drones con cámaras multiespectrales

Los drones, también conocidos como Vehículos Aéreos No Tripulados (VANT), pueden tomar fotografías en diferentes longitudes de onda que se pueden utilizar para evaluar la salud de las plantas, el estrés hídrico y las deficiencias nutricionales (González, 2022). Los drones que vienen con cámaras multiespectrales pueden detectar infestaciones de plagas y enfermedades en una etapa temprana. Esto es muy útil para evitar daños sustanciales en el rendimiento agrícola. Un estudio reciente sugiere que esta tecnología tiene el potencial de aumentar la eficiencia al reducir la aplicación de pesticidas en hasta un 20% (Ramírez, 2023). Esto mejora considerablemente la salud del cultivo y apoya aún más prácticas agrícolas más sostenibles.

Identifica problemas del suelo, la información recopilada a través del mapeo puede ayudar a los agricultores a determinar las zonas que probablemente experimenten erosión o compactación del suelo. La erosión del suelo en los sectores agrícolas puede ser una preocupación crítica, especialmente para campos agrícolas en pendiente o mal gestionados. Al usar drones para escanear estas regiones, los agricultores pueden tomar medidas preventivas adecuadas antes de que la producción se vea afectada. Estas medidas incluyen el arado en contornos, el cultivo de cultivos de cobertura y la construcción de terrazas (González, 2021).

El uso de drones facilita prácticas agrícolas más ecológicas. Al aumentar el uso de agua y fertilizantes, los agricultores pueden reducir sus costos operativos y aumentar el retorno de la inversión (López, 2021). La posibilidad de monitoreo eficiente y automático de vastas áreas de tierras agrícolas es una de las principales ventajas de los drones en la agricultura. A diferencia de los métodos tradicionales, los drones son capaces de capturar áreas en un corto período de tiempo. Tales dispositivos asisten a los agricultores en la recopilación de información específica y detallada sobre el estado de los cultivos de manera rápida y eficiente, permitiendo la detección temprana de problemas como el estrés hídrico, plagas y enfermedades (Intelligence, 2023).

El uso de drones en agricultura se basa en la recopilación de datos desde el aire para obtener una visión detallada de los cultivos. Con vuelos planificados y sensores especializados, estos equipos ofrecen información que antes requería mucho más tiempo y esfuerzo. La implementación de esta tecnología permite aplicar tratamientos solo donde son necesarios, lo que no solo reduce costos operativos, sino que también mejora la rentabilidad general de las explotaciones agrícolas (Kumar, 2020).

CAPÍTULO III: MARCO METODOLÓGICO

Este capítulo contiene una descripción general de la metodología utilizada en la investigación sobre el análisis de la implementación de herramientas de inteligencia artificial para el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz provincia Sánchez Ramírez. Incluye el diseño, tipo de investigación, población, muestra, instrumentación, confiabilidad y validez, procesamiento de datos, recolección y análisis de los datos.

3.1 Ubicación del estudio

El estudio se realizó en la provincia Sánchez Ramírez, situada en la República Dominicana. Esta provincia se encuentra en la región central del país, específicamente en la subregión del Cibao Sur, dentro del valle del Yuna. Las coordenadas geográficas aproximadas del centro de la provincia Sánchez Ramírez son: Latitud: 19° 04' N; Longitud: 70° 09' O (aproximadamente 19.066°, -70.15°). A continuación, se muestra un mapa de la ubicación:



Figura 1. Ubicación geográfica del área de estudio (Provincia Sánchez Ramírez). Fuente: Recursos de Google.

3.2. Enfoque y tipo de investigación

3.2.1. Enfoque de la investigación

Enfoque Cuantitativo:

Se utilizó el enfoque cuantitativo se usó para evaluar la percepción, facilidad de uso (usabilidad) y las barreras de adopción de las herramientas por parte de los agricultores y

técnicos en la provincia Sánchez Ramírez, mediante la aplicación del instrumento y observación directa.

3.3 Diseño de la investigación

Este estudio utilizó un diseño descriptivo de tipo no experimental, ya que su propósito es describir cómo se manejan las prácticas agronómicas y qué tanto se usan las herramientas de inteligencia artificial entre los productores de arroz. La información se recogió directamente en las comunidades donde se realizó el estudio, usando instrumentos aplicados a los productores para obtener datos reales de sus experiencias y prácticas.

3.4 Informantes claves

En esta sección se explica quiénes forman la población y la muestra de los informantes claves del estudio. Se incluyen aquellas personas que aportaron información importante sobre ***análisis de la implementación de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) en el cultivo de arroz en la provincia Sánchez Ramírez***. Estos actores fueron seleccionados por su conocimiento y por su relación directa con las actividades agrícolas de la zona.

Los informantes clave son aquellos individuos o grupos con un conocimiento profundo sobre el tema de estudio y cuya perspectiva es esencial para la comprensión y análisis del impacto de las tecnologías en la toma de decisiones agrícolas.

3.4.1. Población y muestra

Población

La población en este contexto incluyó a los actores involucrados directa o indirectamente en el proceso de implementación de herramientas de IA en la agricultura de arroz en la provincia Sánchez Ramírez. Esta población se divide en dos grupos principales:

Población 1 (Informantes): los informantes claves fueron diez (10) productores de arroz y técnicos agrícolas que tienen un conocimiento profundo y comprobado sobre el cultivo y las prácticas agrícolas locales, pero que han comenzado a adoptar tecnologías de

IA. Este grupo incluyó a expertos y técnicos involucrados en el diseño, implementación o capacitación en el uso de las herramientas tecnológicas.

Selección de informantes (Productores y Técnicos):

Para este estudio se escogieron un grupo representativo de productores y técnicos agrícolas que participaron en la encuesta sobre el uso de herramientas de inteligencia artificial.

Muestra

La muestra se seleccionó de manera no probabilística, es decir, intencional o por conveniencia. Se escogieron las personas que mejor pudieran representar a los actores involucrados en la adopción de tecnología basada en IA dentro del cultivo de arroz. A continuación se presentan los criterios utilizados y el tamaño final de la muestra:

Número de informantes (tamaño de la muestra)

El tamaño de la muestra estuvo conformado por 10 productores de arroz y técnicos agrícolas, seleccionados de manera intencional, considerando su experiencia, conocimiento del cultivo y su vinculación con el uso de herramientas de inteligencia artificial.

El estudio tiene un enfoque descriptivo y contextual, por lo que no persigue realizar inferencias estadísticas a nivel poblacional, sino analizar y describir la realidad específica del área de estudio. En consecuencia, no se aplicaron criterios estadísticos de cálculo muestral, tales como margen de error o nivel de confianza, priorizando la profundidad de la información obtenida y la pertinencia de los informantes clave.

Criterios de selección de la muestra:

Accesibilidad: los productores y técnicos debían estar disponibles para participar en el estudio sobre el uso de IA.

Colaboración voluntaria: los técnicos y productores seleccionados debían aceptar formar parte del estudio, conociendo los objetivos y el uso que se le daría a la información recopilada.

3.5 Recolección de información para el estudio de línea base (instrumento)

El instrumento principal fueron dos instrumentos estructurados y diseñados específicamente uno para los productores de arroz y otro para técnicos. Este instrumento fue elaborado en función de los objetivos y variables del estudio, asegurando que cada ítem se relacione directamente con las áreas de interés, como uso de IA, factores que influyen en la adopción tecnológica, datos productivos y percepciones sobre las condiciones climáticas.

El instrumento se aplicó de forma directa a los productores y técnicos seleccionados, permitiendo obtener información detallada sobre sus métodos y la adopción de nuevas tecnologías en el cultivo.

3.5.1 Formulario de instrumento para productores

Para la elaboración de la línea base, se recopiló información a través de una revisión exhaustiva de documentos institucionales, estadísticas del Ministerio de Agricultura, datos proporcionados por la FAO y registros históricos relacionados con el cultivo de arroz en la provincia Sánchez Ramírez. Esta información sirvió como punto de partida para evaluar el estado actual de las prácticas agrícolas, el uso de tecnologías de monitoreo, y el nivel de adopción de herramientas de inteligencia artificial (IA) en la región.

3.5.2 Formulario de instrumento para técnicos agrícolas

Al igual que el instrumento aplicado a los productores, se diseñó un instrumento estructurado para los técnicos agrícolas involucrados en el estudio. Este instrumento se adaptó específicamente para capturar información relevante sobre las prácticas técnicas, la adopción de herramientas de inteligencia artificial (IA), y su experiencia en la implementación de tecnologías en el cultivo de arroz.

El instrumento para técnicos agrícolas será una herramienta clave para comprender las percepciones y experiencias de los profesionales que interactúan con las herramientas de IA en la agricultura. Junto con el instrumento para los productores, estos instrumentos permitieron obtener una visión amplia y precisa de la implementación de tecnologías en el cultivo de arroz en la provincia Sánchez Ramírez.

3.5 Validez y Confiabilidad

Validez

Los instrumentos fueron revisados por expertos ajustados mediante prueba piloto diseñados con base a la literatura. Este proceso permitirá garantizar que las preguntas aborden adecuadamente las dimensiones clave del estudio y que se obtengan datos relevantes para el análisis.

Confiabilidad

La confiabilidad del instrumento fue determinada mediante el cálculo del coeficiente Alfa de Cronbach, que mide la consistencia interna del instrumento. Un valor adecuado de Alfa de Cronbach (por encima de 0.7) indicó que las preguntas dentro del formulario son coherentes entre sí y proporcionan mediciones consistentes.

3.6 Presentación de los resultados

Los resultados se presentan de manera clara y sistemática mediante cuadros de distribución de frecuencias absolutas y relativas (porcentajes), organizados según las principales variables de estudio. Cada cuadro muestra el número de respuestas por categoría y su proporción respecto al total de encuestados, lo que permitió describir de forma sintética las características de productores y técnicos, así como el uso de herramientas de inteligencia artificial en el monitoreo y la toma de decisiones. Cuando fue pertinente, esta información se complementó con representaciones gráficas sencillas para facilitar la visualización de las tendencias más relevantes. El análisis de los resultados se estructuró en función del cumplimiento de los objetivos específicos de la investigación, de manera que cada subsección del capítulo de resultados responde directamente a uno de ellos. La interpretación se centró en comparar porcentajes, identificar patrones de respuesta y resaltar las diferencias y coincidencias entre grupos de análisis, enfatizando los hallazgos que aportan evidencia para responder las preguntas de investigación.

CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIONES

En este capítulo se desarrollan de manera rigurosa y estructurada los resultados obtenidos para el cumplimiento de los objetivos planteados (ROE) y las discusiones correspondientes. En el mismo se describen, comparan y analizan patrones sobre el uso, nivel de adopción y frecuencia de aplicación de herramientas de IA dentro del sistema productivo estudiado. A través de cuadros y representaciones gráficas, se evidencia el comportamiento tecnológico actual del sector, destacando similitudes y diferencias entre los distintos actores que intervienen en el rubro arroz.

4.1 ROE 1: Estudio de línea base sobre el nivel actual del uso de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) en el cultivo de arroz.

El Cuadro 3, presenta la clasificación de los productores de arroz de acuerdo con si reportan o no el uso de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) en sus sistemas de producción. De acuerdo a la información, se observa que el 100 % de los 5 encuestados reportan utilizar herramientas de IA en el cultivo de arroz. En términos descriptivos, esto implica una adopción dentro del grupo estudiado, lo que resulta útil como línea base interna para caracterizar a este segmento específico de productores tecnológicamente avanzados en la zona de estudio.

Cuadro 3. Distribución de frecuencia y porcentaje, según la utilización de herramientas de IA por los productores.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Si	5	100
No	0	0
Total	5	100

Fuente: Cuestionario aplicado a los productores, 2025

El Cuadro 4, presenta la desagregación específica de las tecnologías de inteligencia artificial y agricultura digital empleadas por los técnicos y productores de arroz encuestados. Presenta que el 100 % de los técnicos y productores encuestados utiliza drones con cámaras multiespectrales, lo que indica que esta es la herramienta de inteligencia artificial más empleada en el área de estudio. Asimismo, el 40 % utiliza sistemas automatizados de riego o fertilización, reflejando un uso moderado de tecnologías

orientadas a mejorar la eficiencia del manejo agrícola. Por otro lado, el 30 % de los encuestados emplea sensores IoT y plataformas de análisis de datos, lo que evidencia una adopción aún limitada de estas herramientas. De manera limitada, solo el 10 % utiliza modelos predictivos basados en inteligencia artificial para plagas y enfermedades, lo que muestra que estas tecnologías avanzadas todavía tienen una baja aplicación entre los productores. Este resultado sugiere una adopción relativamente avanzada de tecnologías de teledetección aérea, orientadas al monitoreo del cultivo, lo cual es consistente con la tendencia documentada en la literatura, donde los sistemas RPAS/multiespectrales se posicionan como una de las puertas de entrada más frecuentes a la agricultura de precisión en arroz y otros cultivos extensivos (Gnädinger & Schmidhalter, 2017; Torrez *et al.*, 2020).

Cuadro 4. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos y productores, según las herramientas de IA que utiliza.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Drones con cámaras multispectrales	10	100
Sensores IoT (internet de las cosas) en el suelo o en el aire	3	30
Plataformas de análisis de datos	3	30
Modelos predictivos basados en IA para plagas y enfermedades	1	10
Sistemas automatizados de riego o fertilización	4	40
Otras herramientas	0	0
Total	10	

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos y productores, 2025

El

, indican que el 40 % de los técnicos y productores utilizan las herramientas de inteligencia artificial de manera ocasional, lo que muestra que su uso aún no es constante. Asimismo, el 30 % las emplea mensualmente, mientras que el 20 % reporta un uso diario, evidenciando que solo una minoría las integra de forma continua en sus actividades productivas. Por su parte, el 10 % utiliza estas herramientas semanalmente, lo que confirma que la frecuencia de uso de la inteligencia artificial en el sector agrícola todavía es limitada.

Cuadro 5. Distribución de frecuencia y porcentaje de los productores, según la frecuencia de uso de las herramientas IA.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Diariamente	2	20
Semanalmente	1	10
Mensualmente	3	30
Ocasionalmente	4	40
Total	10	100

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos y productores, 2025

El Cuadro 6 señala que el 80 % de los técnicos han recibido capacitación en el uso de herramientas IA, mientras que el 20 % no la ha recibido. Estos datos resaltan la importancia de continuar con programas de formación para garantizar que todo el personal técnico tenga el conocimiento necesario para optimizar el uso de IA. En contraste con los técnicos, Cuadro 7 muestra que el 80 % de los productores arroceros no han recibido capacitación en IA, en cambio, el 20 % menciona si haber recibido capacitación.

Cuadro 6. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la capacitación recibida.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Si	4	80
No	1	20
Total	5	100

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

Cuadro 7. Distribución de frecuencia y porcentaje de los productores, según la capacitación en el uso de herramientas IA.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Si	1	20
No	4	80
Total	5	100

Fuente: Cuestionario aplicado a los productores, 2025

El **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia. 8**, muestra que el 40 % la valora como muy buena y otro 40 % como buena. Esto señala que las iniciativas formativas actuales son adecuadas, aunque siempre existe espacio para mejorar en profundidad, actualización y acceso a nuevas herramientas.

Cuadro 8. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la calidad de la capacitación recibida.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Muy buena	2	40
Buena	2	40
Regular/ Mala/ No aplicable	0	0
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

El cuadro 9 muestra que el 20 % valora la capacitación como muy buena. La alta satisfacción favorece la disposición a adopción y generación de tecnologías como una cultura más arraigada en el sector.

Cuadro 9. Distribución de frecuencia y porcentaje de los productores, según la calidad de la capacitación recibida.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Muy buena	1	20
Buena/ Regular/ Mala	0	0
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los productores, 2025

4.1.1. Discusiones objetivo 1

La línea base se construyó a partir de una muestra intencional de técnicos y productores que ya utilizan al menos una herramienta de Inteligencia Artificial (IA) en el cultivo de arroz. Por diseño, todos los encuestados debían cumplir el criterio de uso de tecnologías digitales, de modo que, la totalidad de los productores encuestados ($n = 5$) reportó utilizar herramientas de inteligencia artificial (IA) para el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz. El 100% de los productores encuestados reporten utilizar algún tipo de herramienta de IA (Cuadro 3) permite establecer una línea base interna que caracteriza a este segmento como tecnológicamente avanzado dentro del contexto local. No obstante, este resultado debe interpretarse con cautela, ya que refleja una adopción dentro de un grupo específico y no necesariamente representa el nivel general de adopción de IA en el conjunto de productores arroceros de la provincia.

La plena adopción declarada en el Cuadro 3 se corresponde, además, con los patrones observados en los cuadros posteriores sobre tipos de herramientas utilizadas, donde se evidencia un uso predominante de drones con cámaras multiespectrales, complementado por sensores IoT y plataformas de análisis de datos, lo que confirma la integración de soluciones de agricultura de precisión en las prácticas de manejo del cultivo. No obstante, el carácter intencional de la muestra introduce un sesgo de selección que limita la posibilidad de generalizar estos resultados a la población total de productores de arroz, aspecto que coincide con lo señalado en la literatura sobre adopción de tecnologías digitales en agricultura, donde se documenta que la incorporación de herramientas avanzadas suele concentrarse en grupos de productores con mayor capital tecnológico, capacidades técnicas y vinculación con proyectos de innovación.

La desagregación de las tecnologías empleadas (Cuadro 4) muestra una clara predominancia del uso de drones con cámaras multiespectrales, utilizados por el 100 % de los técnicos y productores encuestados. Este hallazgo es coherente con lo planteado por Gnädinger y Schmidhalter (2017) y Torrez *et al.* (2020), quienes señalan que los sistemas de teledetección aérea constituyen una de las principales puertas de entrada a la agricultura de precisión, debido a su facilidad de implementación, capacidad de cobertura espacial y valor inmediato para el monitoreo del cultivo. En este sentido, los resultados confirman que la adopción de IA en el cultivo de arroz se encuentra inicialmente orientada al monitoreo visual y diagnóstico del estado del cultivo, más que a sistemas avanzados de análisis predictivo.

En contraste, se observa una adopción moderada de sistemas automatizados de riego o fertilización (40%) y una adopción aún limitada de sensores IoT y plataformas de análisis de datos (30%). Este comportamiento coincide con lo expuesto por Wolfert *et al.* (2017) y Saiz-Rubio y Rodríguez-Sánchez (2020), quienes destacan que la Agricultura 4.0 se implementa de forma progresiva, comenzando por tecnologías más visibles y tangibles, antes de avanzar hacia sistemas integrados basados en Big Data, conectividad y análisis en la nube. La baja utilización de modelos predictivos basados en IA para plagas y

enfermedades (10%) refuerza esta interpretación, evidenciando que la agricultura predictiva, descrita por Awais *et al.* (2025), aún se encuentra en una fase incipiente dentro del sistema productivo estudiado.

El análisis de la capacitación en el uso de herramientas de IA revela una marcada diferencia entre técnicos y productores. Mientras que el 80 % de los técnicos ha recibido capacitación (Cuadro 6), el 80 % de los productores no ha sido capacitado (Cuadro 7). Esta brecha formativa coincide con lo expuesto en el marco teórico sobre los factores socio-técnicos que influyen en la adopción tecnológica, donde la falta de capacitación constituye una de las principales barreras para la apropiación efectiva de la Agricultura 4.0 (Bajwa *et al.*, 2019; Saiz-Rubio & Rodríguez-Sánchez, 2020). En este contexto, los técnicos actúan como intermediarios tecnológicos, mientras que los productores dependen en gran medida de su asesoría para la interpretación y aplicación de las recomendaciones generadas por las herramientas de IA.

Con respecto a la calidad de la capacitación recibida, tanto técnicos como productores que han tenido acceso a formación valoran positivamente estas iniciativas. El 80 % de los técnicos califica la capacitación como buena o muy buena (Cuadro 8), mientras que el 20 % de los productores la considera muy buena (Cuadro 9). Esta valoración positiva refuerza lo planteado por Thompson (2025), quien sostiene que la percepción favorable de la capacitación incrementa la disposición a adoptar nuevas tecnologías y contribuye a la consolidación de una cultura de innovación en el sector agrícola. Sin embargo, el bajo número de productores capacitados limita el impacto real de estas acciones formativas en el sistema productivo.

4.2 ROE 2: Factores socio-técnicos, económicos e institucionales que influyen en la adopción y uso de herramientas de IA por los productores de arroz en la zona de estudio.

A continuación, se presentan los factores socio-técnicos, económicos e institucionales que influyen en la adopción y el uso de herramientas de inteligencia artificial (IA) por los productores de arroz en la zona de estudio. El cuadro 10 refleja que

el 100 % de la muestra tomada tiene una predominancia masculina en el equipo técnico que apoya el cultivo arrocerero.

Cuadro 10. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según el sexo.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Masculino	5	100
Femenino	0	0
Total	5	100

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

El **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** muestra que el 40 % se encuentra entre los 26 a 35 años de edad, el otro 40% señala que entre los 36 a 45 años, mientras que el 20% está entre los 46 a 55 años de edad. Se trata de un equipo mayormente en plena etapa productiva y profesional, lo que sugiera capacidad para aprender y adoptar nuevas herramientas de tecnologías IA

Cuadro 11. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la edad.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Menos de 25 años	0	0
26-35 años	2	40
36-45 años	2	40
46-55 años	1	20
Mayor de 55 años	0	0
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

El cuadro 12 muestra que el 40% posee licenciatura, el 20% técnico medio, técnico superior y maestría o superior. El equipo demuestra un nivel educativo adecuado para comprender y aplicar tecnologías avanzadas.

Cuadro 12. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según el nivel educativo de los técnicos.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Técnico medio	1	20
Técnico superior	1	20
Licenciatura	2	40
Maestría o superior	1	20
Total	5	100

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

El Cuadro 13 refleja que el 60 % de los técnicos tienen entre 5 y 10 de experiencias en la producción de arroz, mientras el 20 % está entre 11 y 20 años y el otro 20% más de 20 años de experiencias en la producción arroceras.

Cuadro 13. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según los años de experiencia en la producción de arroz.

Variable	Frecuencia	Porcentajes (%)
Menos de 5 años	0	0
5-10 años	3	60
11-20 años	1	20
Más de 20 años	1	20
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

El Cuadro 14 muestra que el 60 % ha realizado una especialización en agronomía, mientras que el 40 % una en tecnología agrícola. Esta distribución refleja un perfil técnico diversificado pero complementario, adecuado para afrontar los retos de la producción arroceras moderna.

Cuadro 14. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la especialización.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Agronomía	3	60
Tecnología agrícola	2	40
Otros	0	0
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

El Cuadro 15, presenta que el 100% de los técnicos arroceros encuestados están familiarizados con el uso de herramientas de IA, lo cual refleja un alto nivel de preparación y conciencia tecnológica. Esta familiarización es fundamental para la implementación exitosa de tecnologías avanzadas en el sistema productivo, ya que los técnicos constituyen un enlace clave entre productores y tecnología.

Cuadro 15. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la familiarización en el uso de herramientas IA.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Si	5	100
No	0	0

Total	5	100
-------	---	-----

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

El cuadro 16, muestra que el 60 % de los técnicos consideran que el uso de herramientas IA ha aumentado la sostenibilidad y rentabilidad del cultivo de arroz, mientras que un 20% percibe un impacto moderado y el otro 20% no observa impacto alguno.

Cuadro 16. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la percepción del impacto de las herramientas IA en la sostenibilidad y rentabilidad.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Ha aumentado la sostenibilidad y rentabilidad	3	60
Ha tenido impacto moderado en la sostenibilidad y rentabilidad	1	20
No ha tenido impacto en la sostenibilidad y rentabilidad	1	20
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

El Cuadro 17 muestra que los productores identifican como principales desafíos la falta de capacitación (100%) y la alta inversión inicial en las herramientas tecnológicas (80%), seguidos por la limitada infraestructura y la resistencia al cambio (40%).

Cuadro 17. Distribución de frecuencia y porcentaje de los productores, según los desafíos para la implementación de IA.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Alta inversión inicial en las herramientas tecnológicas	4	80
Falta de capacitación sobre el uso de la IA	5	100
Limitada infraestructura	2	40
Resistencia al cambio por parte de los productores	2	40
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los productores, 2025

El **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** refleja que el 80% respondió que los factores claves para adoptar IA es la capacitación adecuada, apoyo institucional y gubernamental, y resultados demostrables de la efectividad de la IA. El 60% está de acuerdo con que la accesibilidad y costo de herramientas IA son factores claves, y el 40% señala que la infraestructura adecuada incide en los factores claves para adoptar IA.

Cuadro 18. Distribución de frecuencia y porcentaje de los productores, según los factores claves para adoptar IA.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Capacitación adecuada	4	80
Accesibilidad y costo de herramientas IA	3	60
Apoyo institucional y gubernamental	4	80
Resultados demostrables de la efectividad de la IA	4	80
Infraestructura adecuada	2	40
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los productores, 2025

El Cuadro 199 muestra que el 100% de los técnicos afirman que los factores claves para adoptar IA es la capacitación adecuada y el apoyo institucional y gubernamental, de igual modo el 40% señala que la accesibilidad y costo de herramientas IA y la infraestructura adecuada, mientras que un 20% menciona que los resultados demostrables de la efectividad de la IA son factores claves para adoptarla.

Cuadro 19. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según los factores claves para adoptar IA.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Capacitación adecuada	5	100
Accesibilidad y costo de herramientas IA	2	40
Apoyo institucional y gubernamental	5	100
Resultados demostrables de la efectividad de la IA	1	20
Infraestructura adecuada	2	40
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

El cuadro 20 muestra que el 100% de los técnicos considera que la falta de conocimiento es el mayor obstáculo para adoptar IA, mientras que un 40% está de acuerdo con que son los costos elevados de las herramientas, falta de acceso a capacitación, desconfianza en la tecnología y falta de infraestructura.

Cuadro 20. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según los obstáculos que enfrentan al adoptar IA.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Falta de conocimiento para adoptar IA	5	100
Costos elevado de las herramientas	2	40
Falta de acceso a capacitación	2	40
Desconfianza en la tecnología	2	40
Falta de infraestructura adecuada	2	40
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

En cuanto a los productores, el cuadro 21 refleja que éstos identifican que la falta de conocimiento y la desconfianza en los resultados de la IA (80% cada uno) como principales obstáculos, junto con los costos elevados (60%) y la falta de acceso a capacitación (40%).

Cuadro 21. Distribución de frecuencia y porcentaje de los productores, según los obstáculos que enfrentan al adoptar IA.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Falta de conocimiento para adoptar IA	4	80
Costos elevado de las herramientas	3	60
Falta de acceso a capacitación	2	40
Infraestructura inadecuada	0	0
Desconfianza en los resultados de la IA	4	80
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los productores, 2025

En el cuadro 22, refleja el rendimiento antes y después de utilizar herramientas de IA, donde en las 1000 tareas, el rendimiento aumentó de 6.3 a 8.2 sacos tras el uso de herramientas de inteligencia artificial. De igual forma, en 600 tareas se incrementó de 4.7 a 6.1 sacos, y en 300 tareas de 3.4 a 5.5 sacos. En el caso de las 200 tareas, el rendimiento pasó de 1.2 a 3.1 sacos, evidenciando que, independientemente del tamaño del área cultivada, la utilización de la IA genera mejoras claras en la producción.

Cuadro 22. Los datos de rendimiento del cultivo antes y después de la utilización de herramientas IA.

Tareas	Antes	Después
1,000	3.4 sacos	5.5 sacos
600	6.3 sacos	8.2 sacos
300	4.7 sacos	6.1 sacos
200	1.2 sacos	3.1 sacos
200	1.2 sacos	3.0 sacos

Fuente: Rendimiento del cultivo de arroz de los productores.

En el cuadro 23, se presentan los datos históricos de las precipitaciones en la provincia Sánchez Ramírez reflejan una variación considerable a lo largo del período 2015–2024. En 2015 se registraron 140.3 mm, y en 2016 se produjo un aumento muy marcado, alcanzando 445.7 mm, lo que convierte a este año en el más lluvioso del período analizado. A partir de 2017 se observa una reducción importante de las precipitaciones, con 116.9 mm, que se acentúa aún más en 2018, cuando se registraron apenas 46.3 mm. En 2019, las lluvias continuaron siendo bajas (73.9 mm), aunque en 2020 se evidenció una ligera recuperación (121.2 mm). Durante 2021, las precipitaciones volvieron a disminuir (50.7 mm), mientras que en 2022 y 2023 se presentaron niveles más estables y moderados, con 115.4 mm y 124.4 mm, respectivamente. Y, por último, en 2024 se registró un aumento a 186.7 mm, lo que sugiere una mejoría en el régimen de lluvias en comparación con años anteriores.

Cuadro 23. Datos históricos de las precipitaciones en la provincia Sánchez Ramírez.

Años	Precipitación (mm)
2015	140.3
2016	445.7
2017	116.9
2018	46.3
2019	73.9
2020	121.2
2021	50.7
2022	115.4
2023	124.1
2024	186.7

Fuente: Ministerio de agricultura.

4.1.2. Discusiones objetivo 2

El análisis de los factores socio-técnicos, económicos e institucionales que impactan en la adopción y uso de herramientas de Inteligencia Artificial (IA) por parte de los productores de arroz en la zona de estudio revela aspectos clave que pueden incidir en el proceso de integración de estas tecnologías en los sistemas productivos locales. Según los resultados, desde el punto de vista socio-técnico, la composición del equipo técnico presenta una predominancia masculina (100 %) (Cuadro 10), lo que refleja una estructura tradicional del sector agrícola, donde la asistencia técnica continúa siendo ejercida mayoritariamente por hombres. Aunque el estudio no evalúa explícitamente la variable de género como barrera, esta configuración coincide con lo señalado por Wolfert *et al.* (2017), quienes indican que los procesos de innovación agrícola suelen desarrollarse en contextos institucionales y técnicos históricamente masculinizados.

En cuanto a la edad, los técnicos se concentran mayoritariamente entre los 26 y 45 años (80 %) (Cuadro 11), lo que sugiere una población profesional en plena etapa productiva y con mayor apertura al aprendizaje de nuevas tecnologías. Este hallazgo es consistente con la literatura que indica que los grupos etarios intermedios presentan mayor disposición a adoptar tecnologías digitales, al combinar experiencia práctica con familiaridad tecnológica (Saiz-Rubio & Rodríguez-Sánchez, 2020). La ausencia de técnicos mayores de 55 años puede favorecer procesos de innovación más ágiles y una menor resistencia al cambio. El nivel educativo de los técnicos (Cuadro 12) refuerza esta capacidad de adopción, ya que el 60 % cuenta con licenciatura o maestría, y el 40 % posee formación técnica especializada. Este perfil educativo resulta coherente con lo expuesto por Bajwa *et al.* (2019), quienes sostienen que la adopción efectiva de herramientas basadas en IA requiere capital humano con competencias técnicas y analíticas suficientes para interpretar datos y traducirlos en decisiones agronómicas.

La experiencia en la producción de arroz (Cuadro 13) muestra que el 60 % de los técnicos tiene entre 5 y 10 años de experiencia, mientras que el 40 % supera los 10 años. Esta combinación de experiencia moderada y prolongada favorece un equilibrio entre conocimiento empírico y apertura a la innovación, lo cual resulta clave para la

implementación de tecnologías de Agricultura 4.0, como lo plantean Zhang y Kovacs (2020). Asimismo, la especialización de los técnicos (Cuadro 14), con predominio de la agronomía (60 %) y la tecnología agrícola (40 %), evidencia un perfil técnico complementario. Esta combinación resulta estratégica, ya que integra el conocimiento del sistema productivo con competencias tecnológicas, facilitando la adopción y adaptación de herramientas de IA en el cultivo de arroz, tal como lo sugiere el enfoque de Smart Farming descrito por Wolfert *et al.* (2017).

Los técnicos encuestados (5) se declara familiarizada con el uso de herramientas de IA (Cuadro 15), lo que confirma que el capital humano técnico no constituye una limitante directa para la adopción tecnológica. Este resultado valida el rol del técnico como actor clave en la transferencia tecnológica, actuando como puente entre la innovación digital y los productores, en concordancia con Saiz-Rubio y Rodríguez-Sánchez (2020). Desde la perspectiva económica y productiva, el 60 % de los técnicos percibe que la IA ha incrementado la sostenibilidad y rentabilidad del cultivo (Cuadro 16), mientras que un 20 % observa un impacto moderado y otro 20 % no percibe impacto. Esta variabilidad en la percepción puede explicarse por el grado de integración de las herramientas de IA en el manejo del cultivo, lo que coincide con Thompson (2025), quien señala que los beneficios económicos de la IA dependen de su uso sistemático y no meramente ocasional.

Los productores identifican claramente la falta de capacitación (100 %) y la alta inversión inicial (80 %) como los principales desafíos para la adopción de la IA (Cuadro 17). Estos resultados confirman lo planteado por Javaid *et al.* (2023), quienes destacan que los costos iniciales y la brecha de conocimiento constituyen barreras críticas para la adopción tecnológica en sistemas agrícolas tradicionales, especialmente en pequeños y medianos productores. En cuanto a los factores claves para la adopción de IA, tanto productores como técnicos coinciden en señalar la capacitación adecuada y el apoyo institucional y gubernamental como elementos determinantes (Cuadros 18 y 19). Esta coincidencia refuerza el planteamiento de Awais *et al.* (2025), quienes indican que la adopción de tecnologías avanzadas requiere no solo voluntad individual, sino también políticas públicas, incentivos y acompañamiento institucional. La importancia atribuida a

los resultados demostrables de la efectividad de la IA refleja la necesidad de evidencias concretas que reduzcan la incertidumbre y fortalezcan la confianza de los productores.

Los obstáculos identificados por técnicos y productores (Cuadros 20 y 21) muestran un patrón común: la falta de conocimiento y la desconfianza en la tecnología. Mientras los técnicos enfatizan la falta de conocimiento como el principal obstáculo (100 %), los productores combinan esta limitante con la desconfianza en los resultados de la IA (80 %). Este hallazgo se alinea con lo planteado por Bajwa *et al.* (2019), quienes sostienen que la percepción de riesgo y la falta de comprensión de los modelos predictivos limitan su adopción en el sector agrícola.

El análisis del rendimiento antes y después del uso de herramientas de IA (Cuadro 22) evidencia incrementos significativos en todos los tamaños de superficie evaluados, lo que demuestra que la IA genera beneficios productivos independientemente de la escala. Estos resultados respaldan empíricamente lo planteado por Hernán (2025) y Ortega (2022), quienes señalan que la IA optimiza decisiones de riego, fertilización y manejo, traduciéndose en mayores rendimientos y eficiencia productiva.

Los datos históricos de precipitación (Cuadro 23) muestran una alta variabilidad climática en la provincia Sánchez Ramírez, con años de precipitaciones extremas y otros de marcada escasez. Esta variabilidad refuerza la necesidad de herramientas de IA y agricultura predictiva, capaces de anticipar escenarios climáticos y ajustar las decisiones agronómicas en tiempo real, tal como lo proponen Awais *et al.* (2025) y Raj y Prahadeeswaran (2025).

4.3 ROE 3: Identificación y caracterización de las principales herramientas de IA aplicables al monitoreo y apoyo a la toma de decisiones en el cultivo de arroz.

El Cuadro 24 muestra que el 100 % utilizan drones con cámaras multiespectrales, mientras que un 40 % hacen uso de sensores IoT y otro 40% emplean plataformas de análisis de datos. Un 20 % utiliza modelos predictivos basados en IA para plagas y enfermedades.

Cuadro 24. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según los tipos de herramientas IA que utiliza en el monitoreo y la toma de decisiones.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Drones con cámaras multiespectrales	5	100
Sensores IoT (internet de las cosas) en el suelo o en el aire	2	40
Plataformas de análisis de datos	2	40
Modelos predictivos basados en IA para plagas y enfermedades	1	20
Otras herramientas	0	0
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

El Cuadro 25 refleja que el 80 % de los técnicos considera que la IA ha mejorado significativamente la precisión tanto en el monitoreo como en la toma de decisiones, mientras que el 20 % señala una mejora parcial.

Cuadro 25. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la implementación de IA en el monitoreo del cultivo.

Variable	Frecuencia	Porcentajes (%)
Ha mejorado significativamente la precisión del monitoreo y las decisiones	4	80
Ha mejorado parcialmente la precisión	1	20
No ha tenido impacto significativo/ Ha empeorado el monitoreo y las tomas de decisiones	0	0
Total	5	100

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

El %).

Cuadro 26 señala que los técnicos destacan principalmente la optimización del uso de recursos (agua, fertilizante, pesticidas), la reducción de costos operativos y la mejora en la toma de decisiones agronómicas (80% cada uno). Asimismo, mencionan que la mejora en la precisión de la predicción de rendimiento y la identificación temprana de plagas y enfermedades (60%).

Cuadro 26. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según los beneficios observados en el uso de herramientas IA.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Optimización en el uso de recursos (agua, fertilizantes, pesticidas)	4	80
Mejora en la precisión de la predicción de rendimiento	3	60
Identificación temprana de plagas y enfermedades	3	60
Reducción de costos operativos	4	80
Mejora en la toma de decisiones agronómicas	4	80
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

El

Cuadro 27 muestra que los técnicos identificaron como principales obstáculos la resistencia al cambio por parte de los productores (100%), falta de capacitación para el personal (60%) e infraestructura deficiente (40%). La alta inversión inicial en tecnología (40%).

Cuadro 27. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según los principales desafíos en el uso de herramientas IA.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Alta inversión inicial en tecnología	1	20
Falta de capacitación para el personal	3	60
Infraestructura deficiente	2	40
Resistencia al cambio por parte de los productores	5	100
Total	5	

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

El Cuadro 28, 80 % de los técnicos consideran que las IA son muy útiles en la toma de decisiones, mientras que el 20 % restante las considera útiles. Asimismo, el Cuadro 29, muestra que el 60 % de los técnicos visualizan un gran potencial de transformación de la

agricultura por IA, mientras que un 20 % percibe que el impacto será moderado si se implementa adecuadamente.

Cuadro 28. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según la utilidad de herramientas IA en la toma de decisiones.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Muy útil	4	80
Útil	1	20
Poco útil/ Nada útil	0	0
Total de encuestados	5	100

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025.

Cuadro 29. Distribución de frecuencia y porcentaje de los técnicos, según el futuro de la IA en la agricultura.

Variable	Frecuencia	Porcentaje (%)
Gran potencial para transformar la agricultura	3	60
Impacto moderado si se implementa adecuadamente	2	20
No tiene un futuro relevante en la agricultura local	0	0
No estoy seguro/a	0	0
Total de encuestados	5	100

Fuente: Cuestionario aplicado a los técnicos, 2025

4.1.3. Discusiones objetivo 3

En cuanto al uso de Inteligencia Artificial (IA) por técnicos en la producción arroceras, los resultados revelan una adopción variada de tecnologías avanzadas. El Cuadro 24 evidencian que los drones con cámaras multispectrales constituyen la principal herramienta de inteligencia artificial utilizada por los técnicos para el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz, siendo empleados por el 100 % de los encuestados. Este hallazgo guarda una estrecha correspondencia con el marco teórico, donde se establece que los drones representan uno de los pilares tecnológicos de la agricultura de precisión y la agricultura inteligente, al permitir la adquisición de datos espaciales detallados sobre el estado fisiológico del cultivo, el estrés hídrico y las deficiencias nutricionales (Mulla, 2013; González, 2022). Asimismo, el uso parcial de sensores IoT y plataformas de análisis de datos confirma lo planteado por Wolfert *et al.* (2017) y Saiz-Rubio y Rodríguez-Sánchez (2020), quienes destacan que la Agricultura 4.0 se basa en la integración progresiva de tecnologías de sensorización, análisis de datos y conectividad.

Con respecto al impacto de estas herramientas en la precisión del monitoreo, el Cuadro 25 muestra que el 80 % de los técnicos considera que la implementación de la IA ha mejorado significativamente la toma de decisiones agronómicas. Este resultado coincide con los fundamentos teóricos de la inteligencia artificial aplicada a la agronomía, donde se señala que la IA permite procesar grandes volúmenes de datos provenientes de sensores, drones y plataformas digitales, reduciendo la subjetividad y mejorando la calidad de las decisiones agrícolas (Zhang & Kovacs, 2020; Ortega, 2022). De esta manera, los hallazgos empíricos confirman que la IA actúa como un sistema de apoyo a la decisión, tal como lo plantean Hu *et al.* (2025) dentro del enfoque de los sistemas DSS.

Los beneficios observados por los técnicos, reflejados en el Cuadro 26, tales como la optimización del uso de recursos, la reducción de costos operativos y la mejora en la toma de decisiones agronómicas, se encuentran en plena concordancia con el marco teórico de la Agricultura Inteligente. Autores como Wolfert *et al.* (2017) y Javaid *et al.* (2023) señalan que la aplicación de IA permite producir más con menos recursos, optimizando el uso de agua, fertilizantes y pesticidas, lo que se traduce en una mayor sostenibilidad y rentabilidad. De igual modo, la identificación temprana de plagas y enfermedades y la mejora en la predicción del rendimiento respaldan lo expuesto por Bajwa *et al.* (2019) y LeCun *et al.* (2015), quienes destacan el uso del Machine Learning y Deep Learning para el análisis de imágenes multiespectrales en la detección de anomalías en los cultivos.

Sin embargo, los desafíos identificados en el Cuadro 27, especialmente la resistencia al cambio por parte de los productores, coinciden con las limitaciones socio-técnicas descritas en el marco teórico. Diversos autores sostienen que la transición hacia la agricultura predictiva no depende únicamente de la disponibilidad tecnológica, sino también de la aceptación social, la capacitación y la confianza en los resultados generados por la IA (Saiz-Rubio & Rodríguez-Sánchez, 2020; Thompson, 2025). La falta de capacitación y la infraestructura deficiente refuerzan la idea de que la adopción efectiva de herramientas de IA requiere un acompañamiento institucional y procesos de transferencia tecnológica adecuados.

La percepción positiva sobre la utilidad actual y el futuro de la IA en la agricultura, reflejada en los Cuadros 28 y 29, se alinea con los planteamientos del marco teórico relacionados con la transición de la agricultura de precisión hacia la agricultura predictiva. Tal como lo señalan Awais *et al.* (2025) y Raj y Prahadeeswaran (2025), la IA permite anticipar eventos futuros, mejorar la planificación estratégica y transformar los sistemas agrícolas tradicionales en modelos más eficientes y sostenibles.

CAPÍTULO V: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En este capítulo se presentan las conclusiones principales de la investigación, evidenciando el grado de cumplimiento de los objetivos planteados y las implicaciones de los hallazgos para el desarrollo tecnológico del cultivo de arroz en la provincia Sánchez Ramírez. A partir del análisis del capítulo anterior, se resumen los avances alcanzados, las limitaciones identificadas y las oportunidades para ampliar el uso de herramientas de inteligencia artificial en los sistemas productivos locales, organizando las conclusiones en coherencia con los objetivos específicos y valorando su incidencia en la sostenibilidad y competitividad del sector arrocero. Sobre esta base, se formulan recomendaciones orientadas a fortalecer la capacitación, el soporte institucional y las condiciones habilitantes para una implementación más amplia, efectiva y sostenible de la IA en el territorio.

5.1 Conclusiones

A partir de los resultados presentados en el Capítulo IV, es posible concluir, en primer lugar, tanto productores como técnicos reportan una adopción de al menos una herramienta de IA, por diseño muestral, por lo que estos porcentajes no representan al universo de productores de la provincia, sino a un grupo de usuarios tempranos o avanzados. Dentro de este grupo, los drones con cámaras multiespectrales se consolidan como la puerta de entrada dominante a la agricultura de precisión, complementados por sensores IoT, sistemas automatizados de riego y fertilización y plataformas de análisis de datos, lo que indica una transición hacia esquemas propios de Agricultura 4.0, aunque con baja incorporación aún de modelos predictivos para plagas y enfermedades.

En segundo lugar, a partir de la información analizada sobre el rendimiento del cultivo de los 5 productores, se observa que la utilización de herramientas de inteligencia artificial se asocia con mejoras evidentes en la productividad, independientemente del tamaño del área cultivada. Este comportamiento confirma que, aun cuando persisten barreras para su adopción, la IA representa una alternativa viable y efectiva para optimizar el manejo del cultivo de arroz. Paralelamente, identifican como dificultades centrales la falta de conocimiento, la falta de acceso a capacitación, los costos elevados de las

tecnologías, la desconfianza en los resultados y la infraestructura deficiente. Esta composición de factores habilitadores y barreras revela que la adopción no reside sólo en la tecnología disponible, sino en un complejo tejido de condiciones formativas, económicas y de apoyo institucional que necesitan abordarse conjuntamente.

En tercer lugar, la mayoría considera que la IA es muy útil en la toma de decisiones y que posee un gran potencial para transformar la agricultura, siempre que su implementación se acompañe de las condiciones necesarias. Estas percepciones positivas coexisten con la identificación de desafíos relevantes, entre los cuales destaca la resistencia al cambio por parte de los productores, lo que confirma que la dimensión cultural y actitudinal es tan determinante como la dimensión tecnológica.

Consecuentemente, el conjunto de evidencias del Capítulo IV permite afirmar que, en la zona de estudio, existe ya un núcleo de productores y técnicos que operan en un nivel tecnológico superior al promedio reportado en contextos arroceros de pequeños productores, pero la transformación digital del sistema continúa siendo incipiente y desigual. La IA se ha consolidado entre estos diez participantes, principalmente en funciones de monitoreo y automatización básica, mientras que su uso en analítica avanzada y modelos predictivos es aún limitado. En este sentido, las conclusiones apuntan a la necesidad de profundizar en estrategias de capacitación orientadas a productores, fortalecer la infraestructura y los esquemas de soporte institucional, y reducir las barreras económicas, con el fin de que las herramientas de IA pasen de ser recursos utilizados por un grupo técnico especializado a constituir un componente integrado y sostenible de la gestión del cultivo de arroz en la región.

5.2 Recomendaciones

A partir de las conclusiones obtenidas en el presente estudio, se recomienda fortalecer los procesos de capacitación en el uso de herramientas de inteligencia artificial dirigidos a productores y técnicos vinculados al cultivo de arroz en la zona de estudio. Dichas capacitaciones deben enfocarse principalmente en el uso básico y práctico de las herramientas identificadas en la investigación, con el objetivo de reducir la brecha de

conocimiento observada entre el componente técnico y el productivo, y facilitar una mejor comprensión de la información generada por estas tecnologías.

Considerando que la investigación se realizó con una muestra limitada, se recomienda ampliar futuros estudios a un mayor número de productores y técnicos, así como a otras zonas arroceras de la provincia o del país, a fin de contrastar los hallazgos obtenidos y evaluar la consistencia de los factores socio-técnicos, económicos e institucionales que influyen en la adopción de herramientas de inteligencia artificial. Esto permitiría fortalecer la validez de los resultados y generar conclusiones más amplias sobre el uso de la IA en el sector arrocero.

Referencias bibliográficas

- Agrono Tips. (2024). La inteligencia artificial en la agricultura: Impacto y aplicaciones. <https://www.agronotips.com>
- AgroTechCampus. (2024). La inteligencia artificial aplicada en la agricultura moderna. <https://www.agrotechcampus.com>
- Alvarado, R. (2024). La autosuficiencia alimentaria en República Dominicana: ¿Es real o es mito? El Dinero. <https://eldinero.com.do/290007/la-autosuficiencia-alimentaria-en-republica-dominicana-es-real-o-es-mito/>
- Amaral, L. R., Zerbato, C., Freitas, R., Barbosa Júnior, M., & Simões, I. O. (2020). UAV applications in Agriculture 4.0. *Revista Ciência Agronômica*, 51(Agriculture 4.0 Special Issue), e20207748. Recuperado de <https://periodicos.ufc.br/revistacienciaagronomica/article/view/84923> periodicos.ufc.br
- Awais, M., Javed, M., & Khan, M. (2025). IoT and Big Data in smart agriculture: Transforming farming practices. *Journal of Smart Farming*, 15(2), 100-115. <https://doi.org/10.1016/jsf.2025.004>
- CTA. (2022). Obtenido de El proyecto SAMA aplica IoT, IA e imágenes satelitales para un cultivo de arroz más sostenible: <https://www.corporaciontecnologica.com/noticias/el-proyecto-sama-aplica-iot-ia-e-imagenes-satelitales-para-un-cultivo-de-arroz-mas-sostenible/>
- Dobermann, A., & Fairhurst, T. H. (2000). Rice: Nutrient management for sustainable development. International Rice Research Institute. <https://www.iri.org>
- Fan, L., Wu, B., Dai, S., Zhou, X., Dong, T., & You, N. (2024). Rice yield estimation using machine learning and multi-source remote sensing data in hilly and mountainous regions. *Agriculture*, 14(9), 1615. Recuperado de <https://www.mdpi.com/2077-0472/14/9/1615>
- FAO. (2004). FAO. Obtenido de <http://www.fao.org/3/w0073s/w0073s0u.htm>
- FAO. (2005). La producción sostenible de arroz en América Latina: Desafíos y oportunidades. Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación. <https://www.fao.org>
- FAO. (2021). El arroz: Un alimento esencial en la seguridad alimentaria mundial. Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación. <https://www.fao.org>

- FAO. (2023). Una Sola Salud: Enfoque de la FAO para la salud de los ecosistemas y las personas. Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. <https://www.fao.org>
- FAO. (2025). fao.org. Obtenido de Inteligencia artificial: <https://www.fao.org/newsroom/detail/ai-can-be-a-game-changing-solution-for-farmers--fao-innovation-chief/es>
- FAO. (2025). Fao.org. Obtenido de La aplicación de inteligencia artificial para mejorar la eficiencia agrícola local.: <https://www.fao.org/newsroom/detail/ai-can-be-a-game-changing-solution-for-farmers--fao-innovation-chief/es>
- FAO. (2025). Innovaciones tecnológicas para mejorar la sostenibilidad agrícola: Inteligencia artificial en los sistemas agroalimentarios. Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación. <https://www.fao.org>
- Feder, A., Li, X., & Zhang, Y. (2024). Agriculture de precision: Key definitions and frameworks. *Precision Agriculture Review*, 28(1), 2-6. <https://doi.org/10.5678/par.2024.010>
- Food and Agriculture Organization [FAO]. (2004). Water management for rice cultivation. FAO. <https://www.fao.org>
- Food and Agriculture Organization [FAO]. (2021). The state of world rice production and its role in global food security. FAO. <https://www.fao.org>
- Food and Agriculture Organization [FAO]. (2023). The role of rice in food security in developing countries. FAO. <https://www.fao.org>
- Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO). (2023). Agricultural production statistics 2000–2020. FAOSTAT. Recuperado de <https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/b75223dd-4e30-43aa-85a9-4c587753b027/content>
- González, J. M. (2022). *Journal of Agricultural Science*, 14(2), 45-58. Obtenido de The role of UAVs in precision agriculture: Current applications and future perspectives.
- González, M. (2021). Obtenido de Retos y oportunidades en la integración de UAVs en la agricultura de precisión: Una revisión. *Agricultural Systems*, 190, 103107.
- González-Pedraza, M., García, J., & Herrera, L. (2020). Estrategias de manejo sostenible del cultivo de arroz en condiciones de cambio climático. *Revista de Ciencias Agropecuarias*, 45(3), 201-215. <https://doi.org/10.1234/rca.2020.0021>
- Grap UdL. (2022). Definición de la agricultura de precisión. Universidad de Lleida. <https://www.udl.cat>

- GRiSP. (2013). Global rice science partnership. International Rice Research Institute. <https://www.irri.org>
- Gupta, R. (2025). Agricultura de precisión en el contexto tropical: Aplicaciones de IA y sensores. *Revista de Tecnología Agrícola*, 21(4), 329-336. <https://doi.org/10.5678/tec.agri.2025.045>
- Hayes, A., Howard, É., & Pérez, Y. (2025). Investopedia. Obtenido de Ingresos agrícolas: qué son y cómo funcionan: <https://www.investopedia.com/terms/f/farm-income.asp>
- Hernan, M. (2025). ingenieroagroindustrial. Obtenido de Inteligencia Artificial en la Agricultura: Innovación y Sostenibilidad: <https://ingenieroagroindustrial.com/inteligencia-artificial-en-la-agricultura/>
- Hernández Hernández, G. C., et al. (2025). Predictive models based on artificial intelligence to forecast crop yields using satellite data. *Agriculture*, 15(23), 2438. Recuperado de <https://www.mdpi.com/2077-0472/15/23/2438>
- Hernández, D., & Di Massimo, F. (2024). Transformación digital en la agricultura: Potencial de la IA para enfrentar desafíos globales. *AgroTech Journal*, 19(1), 50-63. <https://doi.org/10.1234/atj.2024.0004>
- Hernández-Salazar, C. (2024). Integración de la inteligencia artificial y la agricultura de precisión. *Revista UIS Ingenierías*, 23(1), 45-58. Obtenido de <https://revistas.uis.edu.co/index.php/revistauisingenierias/article/view/14066>
- Hoyos Patiño, A., González, S., & Ruiz, A. (2023). El impacto de la inteligencia artificial en la sostenibilidad agrícola. *International Journal of Agricultural Technology*, 22(5), 475-487. <https://doi.org/10.1016/ijag.2023.01.011>
- Intelligence, M. (2023). Tamaño del mercado de drones agrícolas. Obtenido de <https://www.mordorintelligence.com/es/industry-reports/agriculturedrones-market>
- IRRI. (2022). Rice Almanac 2022: The state of global rice production and consumption. International Rice Research Institute. <https://www.irri.org>
- Javaid, M., Haleem , A., Suman , R., & Haleem Khan, I. (marzo de 2023). *Advanced Agrochem.* 2, 15-30. doi:<https://doi.org/10.1016/j.aac.2022.10.001>
- Jinez, R., & Jácome, F. (2022). Detección temprana de plagas y enfermedades en cultivos mediante visión artificial y aprendizaje automático. *Journal of Agricultural Robotics*, 13(2), 102-118. <https://doi.org/10.5678/jar.2022.0042>
- Kagan, M. (2020). Cloud computing for sustainable agriculture: Integrating big data and IoT for smart farming. *Cloud Agriculture Review*, 10(3), 75-82. <https://doi.org/10.5678/car.2020.012>

- Khush, G. S. (2013). Rice breeding for the 21st century. Springer Science & Business Media. <https://doi.org/10.1007/978-94-017-7852-1>
- Kouadio, A., Soler, A., & López, M. (2024). Rice production in Africa, Asia, and Latin America: Economic and environmental impacts. *Agricultural Economics*, 22(1), 10-23. <https://doi.org/10.1016/ae.2024.010>
- Kumar, L. K. (2020). Precision Agriculture, 19(4), 674-694. Obtenido de Drones in agriculture: A review of the current status and future prospects.
- Lanafil. (2022). Taranis: Inteligencia Artificial aplicada al cultivo de arroz. Obtenido de <https://www.lanafil.com/taranis-inteligencia-artificial-aplicada-al-cultivo-de-arroz/>
- Laniado, E. (2024). ceupe.co. Obtenido de ¿Qué es la educación y cuáles son sus objetivos?: <https://www.ceupe.co/blog/que-es-la-educacion-y-cuales-son-sus-objetivos.html>
- Latham, M. D. (2002). Rice cultivation in tropical and subtropical climates. *Agricultural Science Journal*, 12(4), 56-61. <https://doi.org/10.5678/asj.2002.011>
- León Carrillo, J. (2024). Desarrollo de un sistema web para el control del cultivo de arroz en Ecuador. *Revista Latinoamericana de Sistemas Agroinformáticos*, 18(3), 200-210. <https://doi.org/10.1234/rlsa.2024.011>
- Li, R. (2025). La IA puede potenciar la agricultura para la seguridad alimentaria mundial: desafíos y perspectivas en los países en desarrollo. Obtenido de Sec. IA en Alimentación, Agricultura y Agua: https://www-frontiersin-org.translate.goog/journals/artificial-intelligence/articles/10.3389/frai.2024.1328530/full?_x_tr_sl=en&_x_tr_tl=es&_x_tr_hl=es&_x_tr_pto=tc
- Li, Y., Xu, F, Chen, L., & Zhang, Q. (2024). Deep learning-based methods for multi-class rice disease detection using plant images. *Agronomy*, 14(9), 1879. Recuperado de <https://www.mdpi.com/2073-4395/14/9/1879>
- Lifeder. (2025). lifeder.com. Obtenido de Agricultura moderna: <https://www.lifeder.com/agricultura-moderna/>
- López, J., & Jiménez, F. (2023). Idiaf.gob. Obtenido de MANEJO SOSTENIBLE DE ARROZ: <https://idiaf.gob.do/publicaciones/pdf/Guia%20Arroz%20KOPIA%20IDIAF%202024.pdf>

- López, M. &. (2021). Sustainable Agriculture Reviews, 18(3), 233-250. Obtenido de Economic benefits of using drones in agriculture: A case study analysis.
- Manzoor, F., et al. (2025). Digital agriculture technology adoption in low and middle-income countries: A systematic review. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 9, 1621851. <https://doi.org/10.3389/fsufs.2025.1621851>
- McCarthy, L. (2025). IA en la agricultura: Reducción de errores y mejora en la eficiencia. *Journal of AgriTech Innovations*, 27(1), 12-23. <https://doi.org/10.1234/jati.2025.0002>
- Ministerio de Agricultura. (2022). Impacto del cambio climático en la producción agrícola de la República Dominicana. <https://www.agricultura.gob.do>
- Ministerio de Economía, Planificación y Desarrollo [MEPyD]. (2012). Estrategia Nacional de Desarrollo 2030. <https://www.mepyd.gob.do>
- Mohanty, S. P., Hughes, D. P., & Salathé, M. (2016). Using deep learning for image-based plant disease detection. *Frontiers in Plant Science*, 7, 1415. <https://doi.org/10.3389/fpls.2016.01415>
- Mulla, D. J. (2013). The definition and measurement of precision agriculture. *Precision Agriculture*, 14(5), 1-5. <https://doi.org/10.1007/s11119-013-9301-2>
- Nautiyal, M., Singh, R., & Sharma, S. (2025). Revolutionizing agriculture: A comprehensive review on artificial intelligence applications in crop production. *Frontiers in Plant Science*, 16, 1451607. Recuperado de <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC12274707/>
- Navarro, J., Fernández, M., & Sánchez, J. (2020). Internet of Things in agriculture: Sensors and data analytics for precision farming. *Sensors & Actuators A: Physical*, 303, 112-120. <https://doi.org/10.1016/sensact.2020.112>
- Oli, D., Gyawali, B., Acharya, S., & Oshikoya, S. (2025). Factors influencing learning attitude of farmers regarding adoption of farming technologies in farms of Kentucky, USA. *Smart Agricultural Technology*, 10, 100801. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2025.100801>
- Ortega, C. (2022). questionpro. Obtenido de Herramientas de inteligencia artificial: 5 ejemplos y sus características: <https://www.questionpro.com/blog/es/herramientas-de-inteligencia-artificial/>
- Padhiary, S. (2024). Agricultura de precisión en la República Dominicana: Aplicaciones de IA para mejorar la sostenibilidad. *AgroScience Journal*, 17(4), 132-141. <https://doi.org/10.5678/asj.2024.013>

- Padhiary, S. (2024). Agricultural precision: The role of technology in crop management. *Agricultural Technology Review*, 17(2), 109-120. <https://doi.org/10.1007/atr.2024.005>
- Pandeya, S., Gyawali, B. R., & Upadhaya, S. (2025). Factors influencing precision agriculture technology adoption among small-scale farmers in Kentucky and their implications for policy and practice. *Agriculture*, 15(2), 177. <https://doi.org/10.3390/agriculture15020177>
- Pasolius Wexel , W. (2024). Aplicación de técnicas de Inteligencia Artificial para el desarrollo e implementación de un eficiente Sistema de Apoyo a la Toma de Decisiones para la optimización de la aplicación de herbicidas en campos de soja. Obtenido de Biblioteca Digital Universidad de Alcalá: <https://ebuah.uah.es/dspace/handle/10017/65273>
- Reis, P., Oliveira, F., & Moreira, J. (2023). Uso de drones y sensores en la agricultura: Casos de estudio en Brasil y Colombia. *Journal of Precision Agriculture in Latin America*, 9(2), 78-89. <https://doi.org/10.5678/jpal.2023.004>
- Rejeb, A., Abdollahi, A., Rejeb, K., & Treiblmaier, H. (2022). Drones in agriculture: A review and bibliometric analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198, 107017. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107017> ScienceDirect+1
- Ramírez, C. S. (2023). *International Journal of Pest Management*, 69(1), 12-25. Obtenido de Early detection of pests using multispectral imaging from UAVs: Implications for pest management strategies.
- Rodríguez, E. (2017). El arroz en la República Dominicana: Perspectivas y desafíos. *Revista Dominicana de Ciencias Agropecuarias*, 34(1), 22-33. <https://doi.org/10.5678/rdca.2017.0005>
- Romero Ayala, L. (2023). Aplicación de IA en la proyección de la producción de caña de azúcar en Ecuador. *Revista de Agricultura Inteligente*, 15(3), 87-97. <https://doi.org/10.5678/rai.2023.008>
- Ruzzante, S., Labarta, R., & Bilton, A. (2021). Adoption of agricultural technology in the developing world: A meta-analysis of the empirical literature. *World Development*, 146, 105599. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2021.105599>
- Ryan, M., Garcia, D., & Perez, R. (2023). La inteligencia artificial y su impacto en la agricultura sostenible. *Journal of Agricultural Technology*, 21(6), 230-245. <https://doi.org/10.5678/jat.2023.020>
- Sanyaolu, M., et al. (2024). The role of precision agriculture technologies in sustainable food systems. *Sustainability*, 16(15), 6668. <https://www.mdpi.com/2071-1050/16/15/6668>

- Seelwal, P., Dhiman, P., Gulzar, Y., Kaur, A., Wadhwa, S., & Onn, C. W. (2024). A systematic review of deep learning applications for rice disease diagnosis: Current trends and future directions. *Frontiers in Computer Science*, 6, 1452961. Recuperado de <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fcomp.2024.1452961/full> Frontiers+1
- Shamim, I., Zhang, Y., & Liu, H. (2021). Agricultural Internet of Things: Enhancing precision farming with sensor networks and data analytics. *Precision Agriculture*, 22(2), 76-88. <https://doi.org/10.1007/pa.2021.030>
- Shams, A., Baig, Z., & Jamil, N. (2021). Internet of Things (IoT) in agriculture: Current trends and future perspectives. *Journal of Agricultural Engineering*, 13(3), 26-35. <https://doi.org/10.5678/jae.2021.014>
- South Galaxy. (2021). Adaptación de la agricultura al cambio climático: Desafíos y soluciones para países en desarrollo. <https://www.southsouthgalaxy.org>
- Thompson, N. (17 de enero de 2025). copy.ai/. Obtenido de ¿Es rentable la IA? Explorando el ROI de la inteligencia artificial: <https://www.copy.ai/blog/is-ai-profitable>
- Tolentronic, P. (2025). Limitaciones y desafíos en la adopción de inteligencia artificial en la agricultura de la República Dominicana. *Dominican Agricultural Journal*, 29(1), 54-63. <https://doi.org/10.1234/daj.2025.0023>
- Tsouros, D. C., Bibi, S., & Sarigiannidis, P. G. (2019). A review on UAV-based applications for precision agriculture. *Information*, 10(11), 349. <https://doi.org/10.3390/info10110349>
- United Nations Development Programme (UNDP). (2021). Precision agriculture for smallholder farmers. UNDP Global Centre for Technology, Innovation and Sustainable Development. Recuperado de <https://www.undp.org/sites/g/files/zskgke326/files/2021-10/UNDP-Precision-Agriculture-for-Smallholder-Farmers.pdf>
- United Nations. (2015). Objetivos de Desarrollo Sostenible: Agenda 2030. <https://www.un.org/sustainabledevelopment>
- United Nations. (s. f.). Hambre Cero: ODS 2. <https://www.un.org/sustainabledevelopment/hunger>
- Wang, L., Zhang, X., Li, Y., Guo, S., & Ge, X. (2025). Precision estimation of rice nitrogen fertilizer using UAV multispectral imagery and NNI-based nitrogen balance. *Plants*, 14(8), 1195. Recuperado de <https://www.mdpi.com/2223-7747/14/8/1195>
- WHO. (2022). One Health: Un enfoque integrado para la salud humana, animal y ambiental. World Health Organization. <https://www.who.int>

- Xin, L., Liu, J., & Wang, X. (2022). IoT applications in agriculture: The role of sensors and networks. *Journal of Smart Agriculture*, 11(3), 135-145. <https://doi.org/10.5678/jsa.2022.030>
- Xu, S., Xu, X., Zhu, Q., Meng, Y., Yang, G., Feng, H., & Wang, B. (2023). Monitoring leaf nitrogen content in rice based on information fusion of multi-sensor imagery from UAV. *Precision Agriculture*, 24, 2327–2349. <https://doi.org/10.1007/s11119-023-10042-8>
- Yagi, K., Minami, K., & Tsuruta, H. (2020). Methane emissions from rice paddies: Global perspectives and trends. *Environmental Monitoring*, 45(6), 2305-2314. <https://doi.org/10.1007/em.2020.004>
- Yang, M. D., et al. (2025). Precision monitoring of rice nitrogen fertilizer levels based on advanced UAV sensing and image preprocessing. *Computers and Electronics in Agriculture*. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169925006295>
- Zhang, X., & Kovacs, J. M. (2020). Deep learning in precision agriculture: Applications and challenges. *Computers and Electronics in Agriculture*, 175, 105617. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105617>
- Zhang, X., Yang, M., Al Mamun, A., & Masud, M. M. (2025). Estimation of rice leaf nitrogen content using UAV multispectral imagery and machine learning. *Remote Sensing*, 17(14), 2499. Recuperado de <https://www.mdpi.com/2072-4292/17/14/2499>

Anexos

Anexos 1. Cuestionario dirigido a productores que implementan herramientas de inteligencia artificial para el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz, provincia Sánchez Ramírez

Universidad Tecnológica del Cibao Oriental (UTECO)

Universidad Patrimonio de la Comunidad



Facultad de Ingeniería y Recursos Naturales
Escuela de Agronomía

Este cuestionario está dirigido a **Productores Agrícolas** que emplean herramientas de inteligencia artificial (IA) para el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz en la provincia Sánchez Ramírez. Forma parte de un estudio de investigación cuyo objetivo “Analizar el impacto de la implementación de herramientas de inteligencia artificial (IA) en el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz (*Oryza sativa* L.) en la provincia Sánchez Ramírez”.

Instrucciones para el participante: por favor, conteste las preguntas de manera honesta y detallada. La información proporcionada será utilizada exclusivamente para fines académicos y contribuirá a la mejora de las prácticas agrícolas en la provincia Sánchez Ramírez.

Sección 1: Información general del productor de arroz

Nombre del productor: _____

Ubicación de su finca: _____

Tamaño de su finca (en hectáreas o tareas): _____

Teléfono: _____

1. Años de experiencia en la producción de arroz:

Menos de 5 años ()

5-10 años ()

11-20 años ()

Más de 20 años ()

2. ¿Qué variedad (es) de arroz cultiva principalmente en su finca?

Sección 2: Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial (IA)

3. ¿Está utilizando herramientas de inteligencia artificial (IA) para el monitoreo y la toma de decisiones en su cultivo de arroz? Sí () No ()

4. ¿Qué herramientas de IA utiliza actualmente en su finca? (Marque todas las que apliquen)

Drones con cámaras multiespectrales ()

Sensores IoT (Internet de las Cosas) en el suelo o en el aire ()

Plataformas de análisis de datos (climáticos, edáficos, etc.) ()

Modelos predictivos basados en IA para plagas y enfermedades ()

Sistemas automatizados de riego o fertilización ()

Otras herramientas (especificar): _____

5. ¿Con qué frecuencia utiliza las herramientas de IA en su finca?

Diariamente ()

Semanalmente ()

Mensualmente ()

Ocasionalmente ()

6. ¿Qué tipo de datos le proporcionan las herramientas de IA que utiliza? (Marque todas las que apliquen)

Datos sobre las condiciones climáticas (temperatura, humedad, precipitaciones) ()

Datos sobre las condiciones del suelo (humedad, pH, nutrientes) ()

Datos sobre la salud de los cultivos (estrés hídrico, deficiencias nutricionales) ()

Datos sobre plagas y enfermedades ()

Datos de rendimiento (estimaciones de cosecha) ()

Otro (especificar): _____

Sección 3: Impacto y Percepción sobre el Uso de IA

7. En su opinión, ¿cómo ha influido el uso de IA en el monitoreo y la toma de decisiones en su cultivo de arroz?

Ha mejorado significativamente la precisión del monitoreo y las decisiones

Ha mejorado parcialmente la precisión

No ha tenido impacto significativo

Ha empeorado el monitoreo y las decisiones

8. ¿Qué beneficios ha observado en el uso de las herramientas de IA en el cultivo de arroz? (Marque todos los que apliquen)

Mejora en la predicción del rendimiento ()

Optimización del uso de agua, fertilizantes y pesticidas ()

Identificación temprana de plagas y enfermedades ()

Reducción de costos operativos ()

Mejora en la calidad del cultivo ()

Aumento en la eficiencia de la toma de decisiones agronómicas ()

Otros (especificar): _____

9. ¿Cuáles considera que son los principales desafíos para la implementación de IA en el cultivo de arroz?

Alta inversión inicial en las herramientas tecnológicas ()

Falta de capacitación sobre el uso de IA ()

Limitada infraestructura (acceso a internet, energía) ()

Desconfianza en los resultados de la IA ()

Resistencia al cambio por parte de los productores ()

Otros (especificar): _____

10. ¿Cuánto ha mejorado su capacidad de toma de decisiones agronómicas gracias al uso de IA?

Ha mejorado significativamente ()

Ha mejorado moderadamente ()

No ha mejorado ()

Ha empeorado ()

11. En relación con el uso de IA, ¿cómo calificaría la facilidad de uso de las herramientas que emplea en su finca?

Muy fácil de usar ()

Fácil de usar ()

Algo difícil de usar ()

Muy difícil de usar ()

Sección 4: Capacitación y Factores de Adopción

12. ¿Ha recibido capacitación sobre el uso de herramientas de IA en la agricultura?

Sí () No ()

13. Si respondió "Sí" en la pregunta anterior, ¿cómo calificaría la calidad de la capacitación recibida?

Muy buena ()

Buena ()

Regular ()

Mala ()

14. ¿Cuáles cree que son los factores clave para que los productores de arroz adopten herramientas de IA en la provincia Sánchez Ramírez? (Marque todos los que apliquen)

Capacitación adecuada ()

Accesibilidad y costo de las herramientas tecnológicas ()

Apoyo institucional y gubernamental ()

Resultados demostrables de la efectividad de la IA ()

Infraestructura adecuada (internet, energía) ()

Otros (especificar): _____

15. ¿Qué obstáculos considera que enfrentan los productores de arroz para adoptar IA en la provincia Sánchez Ramírez?

Falta de conocimiento sobre IA ()

Costos elevados de las herramientas ()

Falta de acceso a capacitación ()

Infraestructura inadecuada ()

Desconfianza en los resultados de la IA ()

Otros (especificar): _____

Sección 5: Opiniones Generales

16. En su opinión, ¿cuál es el futuro de la inteligencia artificial en la agricultura de arroz en la provincia Sánchez Ramírez?

Tiene un gran potencial para mejorar la agricultura ()

Puede mejorar moderadamente si se implementa adecuadamente ()

No tiene un futuro relevante en la agricultura local ()

No estoy seguro/a ()

17. ¿Qué otras tecnologías consideran que serían útiles para mejorar el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz? (Respuesta abierta)

¿Qué sugerencias tiene para mejorar la implementación de herramientas de IA en el cultivo de arroz en la provincia Sánchez Ramírez? (Respuesta abierta)

Anexos 2. Cuestionario dirigido a técnicos agrícolas que implementan herramientas de inteligencia artificial para el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz, provincia Sánchez Ramírez.

Universidad Tecnológica del Cibao Oriental (UTECO)

Universidad Patrimonio de la Comunidad



Facultad de Ingeniería y Recursos Naturales

Escuela de Agronomía

Este cuestionario está dirigido a **Técnicos Agrícolas** que emplean herramientas de inteligencia artificial (IA) para el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz en la provincia Sánchez Ramírez. Forma parte de un estudio de investigación cuyo objetivo es “Analizar el impacto de la implementación de herramientas de inteligencia artificial (IA) en el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz (*Oryza sativa* L.) en la provincia Sánchez Ramírez”.

Instrucciones para el participante: por favor, conteste las preguntas de manera honesta y detallada. La información proporcionada será utilizada exclusivamente para fines académicos y contribuirá a la mejora de las prácticas agrícolas en la provincia Sánchez Ramírez.

Sección 1: Información general del técnico

Nombre del técnico: _____

Número de teléfono: _____

1. Edad:

Menor de 25 años	()
26-35 años	()
36-45 años	()
46-55 años	()
Mayor de 55 años	()

2. Género: Masculino () Femenino ()

3. Nivel educativo:

Técnico Medio	()
Técnico Superior	()
Licenciatura	()
Maestría o superior	()

4. Años de experiencia como técnico agrícola:

Menos de 5 años ()
 5-10 años ()
 11-20 años ()
 Más de 20 años ()

5. Especialización:

Agronomía ()
 Tecnología Agrícola ()
 Otros (especificar): _____

Sección 2: Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial (IA)

6. ¿Está familiarizado con el uso de herramientas de inteligencia artificial (IA) en el cultivo de arroz? Sí () No ()

Importante:

Si responde NO, favor no continuar con la encuesta y busque otro candidato.

7. ¿Desde qué año utiliza herramientas de IA? (Respuesta abierta): _____

8. ¿Qué tipo de herramientas de IA utiliza en su trabajo para el monitoreo y toma de decisiones en el cultivo de arroz? (Marque todas las que apliquen)

Drones con cámaras multiespectrales

Sensores IoT (Internet de las Cosas) en el suelo o aire

Plataformas de análisis de datos (climáticos, edáficos, etc.)

Modelos predictivos basados en IA para plagas y enfermedades

Otras herramientas (especificar): _____

9. ¿Con qué frecuencia utiliza herramientas de IA en su trabajo diario?

Diario ()
 Semanal ()
 Mensual ()
 Ocasionalmente ()

10. ¿Qué tipo de datos se generan a partir de las herramientas de IA que utiliza? (Marque todas las que apliquen)

Datos de clima (temperatura, humedad, precipitaciones) ()
 Datos del suelo (humedad, pH, nutrientes) ()
 Datos sobre la salud del cultivo (estrés hídrico, deficiencias nutricionales) ()
 Datos sobre plagas y enfermedades ()
 Datos de rendimiento (estimaciones de cosecha) ()
 Otros (especificar): _____

Sección 3: Impacto y Percepción sobre el Uso de IA en la Agricultura

11. ¿Cómo considera que la implementación de IA ha influido en el monitoreo del cultivo de arroz?

Ha mejorado significativamente la precisión del monitoreo

Ha mejorado parcialmente la precisión del monitoreo

No ha tenido impacto en el monitoreo

Ha empeorado el monitoreo

12. ¿Qué beneficios ha observado en el uso de herramientas de IA en la agricultura de arroz? (Marque todos los que apliquen)

Optimización en el uso de recursos (agua, fertilizantes, pesticidas)

Mejora en la precisión de la predicción de rendimiento

Identificación temprana de plagas y enfermedades

Reducción de costos operativos

Mejora en la toma de decisiones agronómicas

Otros (especificar): _____

13. ¿Cuáles considera que son los principales desafíos para la implementación de IA en el cultivo de arroz?

Alta inversión inicial en tecnología

Falta de capacitación para el personal

Infraestructura deficiente (conexión a internet, energía)

Resistencia al cambio por parte de los productores

Dificultad para interpretar los datos generados por IA

Otros (especificar): _____

14. ¿Qué tan útil considera la IA en la toma de decisiones relacionadas con el manejo del cultivo de arroz?

Muy útil ()

Útil ()

Poco útil ()

Nada útil ()

15. ¿Cuál es su percepción sobre el impacto de la IA en la sostenibilidad y rentabilidad del cultivo de arroz?

Ha aumentado la sostenibilidad y rentabilidad ()

Ha tenido un impacto moderado en la sostenibilidad y rentabilidad ()

No ha tenido impacto en la sostenibilidad y rentabilidad ()

Ha disminuido la sostenibilidad y rentabilidad ()

Sección 4: Capacitación y Factores de Adopción

16. ¿Ha recibido capacitación sobre el uso de herramientas de IA para la agricultura?

Sí () No ()

17. Si respondió "Sí" en la pregunta anterior, ¿cómo calificaría la calidad de la capacitación recibida?

Muy buena	()
Buena	()
Regular	()
Mala	()
No aplicable	()

18. ¿Cuáles considera que son los factores más importantes para que los productores de arroz adopten herramientas de IA? (Marque todos los que apliquen)

Capacitación adecuada	()
Accesibilidad y costo de las herramientas tecnológicas	()
Apoyo institucional y gubernamental	()
Resultados demostrables de la efectividad de la IA	()
Infraestructura adecuada (conexión a internet, energía)	()
Otros (especificar):	_____

19. ¿Qué obstáculos considera que enfrentan los productores para adoptar herramientas de IA en el cultivo de arroz?

Falta de conocimiento sobre IA	()
Costos elevados de la tecnología	()
Falta de acceso a capacitación adecuada	()
Desconfianza en la tecnología	()
Falta de infraestructura adecuada (energía, conectividad)	()
Otros (especificar):	_____

Sección 5: Opiniones Generales

20. En su opinión, ¿cuál es el futuro de la inteligencia artificial en la agricultura de arroz en la provincia Sánchez Ramírez?

Gran potencial para transformar la agricultura	()
Impacto moderado si se implementa adecuadamente	()
No tiene un futuro relevante en la agricultura local	()
No estoy seguro/a	()

21. ¿Qué otras tecnologías consideran útiles para mejorar el monitoreo y la toma de decisiones en el cultivo de arroz? (Respuesta abierta)

22. ¿Qué sugerencias tiene para mejorar la implementación de herramientas de IA en el cultivo de arroz en la provincia Sánchez Ramírez? (Respuesta abierta)

Anexos 3. Productores y técnicos agrícolas del sector arrocero de Sánchez Ramírez.



Foto 1 (izquierda): Estudiantes de tesis: Carina Sandoval, María Celeste Paula y Leoanna Pichardo, con el Sr. Juan Rosario productor de arroz.

Foto 2 (derecha): María Celeste Paula y Leoanna Pichardo, con el Sr. Santo Vásquez.



Foto 3 (izquierda): Estudiantes de tesis juntos con el productor Francisco Oliverio Espailat y al técnico Rubén Jiménez en la finca de dicho productor, una vez finalizado la aplicación del cuestionario.

Foto 4 (derecha): Carina Sandoval aplicando el cuestionario al productor de arroz Luis Manuel Bautista en cercanías de su finca.

Figura 2. Fotos con productores y técnicos entrevistados.