

# NDVI como predictor del rendimiento de palma africana (*Elaeis guineensis*) utilizando teledetección: Revisión sistemática

*NDVI as a Predictor of African Oil Palm (*Elaeis guineensis*) Yield Using  
Remote Sensing: A Systematic Review*

<https://doi.org/10.5281/zenodo.23351023>

## Autores:

Carlos Alberto Ayala Cervantes <sup>1</sup>  
Universidad Agraria del Ecuador, Ecuador  
<https://orcid.org/0009-0003-6800-6492>   
[carlos.ayala.cervantes@uagraria.edu.ec](mailto:carlos.ayala.cervantes@uagraria.edu.ec)

Freddy Veliz Piguave <sup>2</sup>  
Universidad Agraria del Ecuador, Ecuador  
<https://orcid.org/0000-0002-9808-3080>   
[fveliz@uagraria.edu.ec](mailto:fveliz@uagraria.edu.ec)

**DIRECCIÓN PARA CORRESPONDENCIA:** [carlos.ayala.cervantes@uagraria.edu.ec](mailto:carlos.ayala.cervantes@uagraria.edu.ec)

**Fecha de recepción:** 12/03/2026

**Fecha de aceptación:** 16/06/2026

## RESUMEN

La evaluación del rendimiento en cultivos de palma aceitera (*Elaeis guineensis*) enfrenta limitaciones asociadas a la variabilidad espacial del dosel y la detección tardía del estrés fisiológico, lo que ha impulsado el uso de índices espectrales como el NDVI en sistemas de teledetección. En este sentido la presente investigación analiza el potencial del NDVI como predictor del rendimiento mediante una síntesis de evidencia científica. Método: Se adoptó un enfoque cualitativo basado en una revisión sistemática de la literatura (SLR), siguiendo el protocolo PRISMA, lo que permitió identificar, seleccionar y analizar estudios publicados entre 2020 – 2025

en bases de datos de alto impacto, considerando criterios de inclusión relacionados con teledetección, agricultura de precisión y modelación del rendimiento. Resultados: Los hallazgos evidencian que el NDVI se consolida como un indicador robusto del vigor vegetativo mostrando una relación consistente con la biomasa y la productividad del cultivo; asimismo, se identificó que su integración con modelos estadísticos y herramientas geoespaciales mejora significativamente la estimación del rendimiento, aunque presenta limitaciones en condiciones de alta densidad foliar. Conclusiones: La evidencia analizada permite establecer que la combinación del NDVI con índices complementarios y tecnologías emergentes como la inteligencia artificial, fortalece la capacidad predictiva del rendimiento facilitando la transición hacia sistemas de agricultura de precisión y contribuyendo a la sostenibilidad de la Palma cultura en contextos tropicales.

**PALABRAS CLAVE:** *Reflectancia espectral, biomasa vegetal, modelos predictivos, sensores multiespectrales, agricultura de precisión.*

## ABSTRACT

Yield assessment in oil palm (*Elaeis guineensis*) crops faces limitations associated with spatial variability in the canopy and the late detection of physiological stress, which has driven the use of spectral indices such as the NDVI in remote sensing systems. In this regard, the present study analyzes the potential of the NDVI as a yield predictor through a synthesis of scientific evidence. Method: A qualitative approach based on a systematic literature review (SLR) was adopted, following the PRISMA protocol, which allowed for the identification, selection, and analysis of studies published between 2020 and 2025 in high-impact databases, considering inclusion criteria related to remote sensing, precision agriculture, and yield modeling. Results: The findings show that NDVI is established as a robust indicator of vegetative vigor, demonstrating a consistent relationship with crop biomass and productivity; furthermore, it was found that its integration with statistical models and geospatial tools significantly improves yield estimation, although it has limitations under conditions of high leaf density. Conclusions: The analyzed evidence establishes that combining NDVI with complementary indices and emerging technologies such as artificial intelligence strengthens yield prediction capabilities, facilitating the transition to precision agriculture systems and contributing to the sustainability of oil palm cultivation in tropical contexts.

**KEYWORDS:** Spectral reflectance, plant biomass, predictive models, multispectral sensors, precision agriculture.

## INTRODUCCIÓN

A nivel mundial, la producción de palma africana (*Elaeis guineensis*) constituye un componente estratégico dentro del sistema agroindustrial, debido a su alta eficiencia en la generación de aceite vegetal. En este contexto, la incorporación de tecnologías de teledetección permite optimar el monitoreo de los cultivos mediante el análisis de índices de vegetación como NDVI. Dicho índice, se deriva de la reflotación espectral, facilita la evaluación de la fisiología del dosel vegetal. En consecuencia, algunos estudios exploran el potencial como indicador indirecto del rendimiento productivos en sistemas agrícolas (Akhtar et al., 2023; Tan et al., 2022).

En América latina, la expansión de la palma aceitera es acompañada por la necesidad de implementar herramientas tecnológicas que mejoran la eficiencia productiva y reduzca la incertidumbre en la toma de decisiones. En países como Colombia, Ecuador y Brasil adoptan enfoques basados en la teledetección para el monitoreo agronómico, destacando el uso de NDVI como variables clave en la estimación del vigor vegetativo, de la misma manera, la disponibilidad de datos correlacionar índices espectrales con variables productivas, promoviendo avances en agricultura de precisión en la región (Aziz et al., 2025; Chacón, 2022).

En el caso del Ecuador, la *Elaeis guineensis* posee una gran relevancia económica y social, en especial en provincias de la costa. Sin embargo, la gestión del rendimiento enfrenta limitaciones asociadas a la variabilidad climática, la heterogeneidad de los suelos y el manejo agronómico. En este sentido, el uso de la teledetección multiespectral, especialmente mediante sensores como Sentinel-2, emergen como una alternativa viable para el monitoreo continuo del cultivo. No obstante, aún persisten vacíos en la sistematización del conocimiento sobre la relación entre NDVI y la productividad en contextos locales (Abubakar et al., 2023).

Desde la perspectiva científica, la evaluación del NDVI como predictor del rendimiento en palma aceitera adquiere relevancia debido a la necesidad de consolidar evidencia empírica que pueda sustentar su aplicabilidad en diversos contextos agroecológicos. A pesar del creciente número de estudios, existe una dispersión metodológica que dificulta la comparación de resultados y la identificación de patrones consistentes. Por lo tanto, se justifica la realización de una revisión

literaria que integre, analice y sintetice los hallazgos existentes, permitiendo identificar tendencias, limitaciones y brechas de investigación en el uso de teledetección aplicada al cultivo.

En este contexto, el presente estudio tiene como objetivo general realizar de manera sistemática la literatura científica relacionada con el uso del índice de vegetación NDVI como predictor del rendimiento en palma aceitera (*Eleais guineensis*) mediante teledetección multispectral. Para ello, se propone identificar las principales metodologías empleadas, evaluar la consistencia de los resultados reportados y determinar las tendencias emergentes en el campo. De igual manera, se busca establecer las brechas de investigación existentes, contribuyendo al desarrollo de futuras líneas de estudio en el ámbito de la agricultura de precisión.

## **Revisión de literatura**

### **Fundamentos de la teledetección**

La teledetección es definida como un proceso de adquisición de información sobre un objeto o superficie sin contacto directo, mediante el registro de la energía electromagnética reflejada o emitida por los elementos de la tierra. En el ámbito agrícola, esta tecnología permite analizar grandes extensiones de cultivos de manera eficiente, superando las limitaciones de los métodos tradicionales de monitoreo en campo. En este sentido, los sensores remotos capturan información espectral en diferentes longitudes de onda, lo que permite caracterizar propiedades biofísicas de la vegetación superando las limitaciones operativas de los métodos tradicionales (Priya et al., 2023). Desde la perspectiva biofísica, el fundamento de la teledetección se basa en la interacción entre la radiación solar y la estructura vegetal. Las plantas absorben la radiación del espectro visible para realizar la fotosíntesis, mientras que reflejan significativamente en el infrarrojo cercano debido a la estructura celular del mesófilo. En consecuencia, estas diferencias espectrales permiten inferir el estado fisiológico del cultivo. Por lo tanto, la teledetección se posiciona como una herramienta estratégica dentro de la agricultura de precisión facilitando la toma de decisiones basada en evidencia científica (Sousa & Small, 2022; Tamudo, 2025),

### **Índices de vegetación y NDVI (base)**

Los índices de vegetación representan transformaciones matemáticas aplicadas a datos espectrales que permiten resaltar características biofísicas de la vegetación, tales como la densidad foliar, el contenido de clorofila y el vigor vegetal. Entre estos, el Índice de Vegetación de Diferencia

Normalizada (NDVI) es uno de los mas utilizados debido a su simplicidad y efectividad. Este índice se calcula a partir de la diferencia normalizada entre las bandas roja e infrarroja cercana, generando valores que permiten discriminar entre distintos estados de cobertura vegetal y condiciones fisiológicas del cultivo (Hameed et al., 2021; Liang et al., 2023).

En términos interpretativos, valores elevados de NDVI están asociados a la vegetación saludable con alta actividad fotosintética, mientras que valores bajos indican estrés hídrico, deficiencia nutricional o degradación del cultivo. En efecto, este índice se consolida como una herramienta esencial en la evaluación del estado vegetativo. Además, su integración con sistemas de información geográficas permite analizar la variabilidad espacial del cultivo, facilitando la identificación de zonas críticas y optimizando la gestión agronómica en sistemas productivos complejos (Patiño et al., 2023; Watson et al., 2022).

### **Relación biofísica NDVI – productividad**

La relación entre el NDVI y la productividad agrícola sustentada en principios biofísicos que vinculan la reflectancia espectral con los procesos fisiológicos de la planta. En particular, la absorción de radiación en la banda roja se relaciona con la actividad fotosintética, mientras que la reflectancia en el infrarrojo cercano esta asociada a la estructura celular y la biomasa del cultivo. En consecuencia, el NDVI actúa como un indicador indirecto de la capacidad productiva, permitiendo inferir niveles de rendimiento a partir del vigor vegetativo observado (Cheng et al., 2020; Hariyadi et al., 2025).

Adicionalmente, diversos estudios sobre biomasa en palma africana demuestran que la acumulación de materia vegetal y distribución de nutrientes están estrechamente ligadas con el rendimiento productivo de cultivos. En este contexto, la biomasa aérea constituye un importante indicador clave en la productividad, cuya variación puede capturada mediante índices espectrales. Por lo tanto, el NDVI en estimaciones cuantitativas de producción (Ang et al., 2025; Khan et al., 2022).

### **NDVI como predictor de rendimiento**

El NDVI ha evolucionado desde un simple indicador descriptivo hacia una herramienta predictiva del rendimiento agrícola. Su principal ventaja radica en la capacidad de detectar cambios en el estado del cultivo antes de que sean visibles a nivel microscópico. Esta capacidad predictiva se fundamenta en la detección temprana de variaciones en el vigor vegetativo, las cuales preceden a

cambios en la productividad. En este sentido, la reflectancia espectral del dosel permite identificar zonas con bajo desempeño antes de que se produzcan pérdidas irreversibles de biomasa, esto representaría una ventaja significativa en la gestión agronómica (Aslan et al., 2024; Winfield et al., 2025).

De la misma forma, la integración del NDVI con modelos estadísticos, como la regresión lineal, ha permitido establecer relaciones cuantitativas entre el vigor vegetal y los rendimientos de racimos de fruta fresca. En consecuencia, este tipo de modelos predictivos reducen la incertidumbre en la planificación de la cosecha y optimizan la asignación de recursos. De esta manera, el NDVI se consolida como un indicador estratégico en la agricultura de precisión, contribuyendo a mejorar la eficiencia productiva y la sostenibilidad del sistema agrícola (Teodoro et al., 2024; Yu et al., 2024).

### **Teledetección en palma aceitera**

La aplicación de la teledetección en el cultivo de palma aceitera ha cobrado relevancia en los últimos años debido a la necesidad de optimizar la productividad y mejorar la sostenibilidad del sistema productivo. Esta tecnología permite monitorear el estado fisiológico del cultivo, detectar enfermedades y estimar la biomasa de manera eficiente. Estas capacidades resultan fundamentales en plantaciones extensivas donde los métodos tradicionales presentan limitaciones operativas significativa (Aleman et al., 2022; Tan et al., 2022).

Dentro de este contexto, el uso de sensores remotos, tanto satelitales como aéreos (UAV), ha demostrado ser altamente eficaz para la evaluación del cultivo. Diferentes estudios recientes demuestran que este tipo de herramientas permiten identificar tempranamente patologías como la pudrición del cogollo y analizar la variabilidad espacial del cultivo contribuyendo a un óptimo manejo agronómico. En efecto, la teledetección se posiciona como una herramienta clave para la gestión fitosanitaria y la toma de decisiones en sistemas de producción de palma aceitera (Jhajharia et al., 2025; Zhao et al., 2025).

Además, la teledetección facilita la transición hacia sistemas de producción tecnificados, integrando datos espectrales con sistemas de información geográfica (SIG).

### **Modelos de estimación de rendimiento**

Los modelos de estimación del rendimiento se basan en la integración de variables espectrales, agronómicas y estadísticas para predecir la producción de diversos cultivos. En el caso específico de la palma aceitera, estos modelos suelen utilizar índices de vegetación como variables

independientes y datos de cosecha como variables dependientes, permitiendo así establecer relaciones fundamentales entre el vigor vegetativo y el rendimiento productivo (Ahmad et al., 2021; Bautista et al., 2024).

Por otra parte, el uso de tecnologías UAV y sensores multispectrales permite avanzar en la detección temprana de enfermedades y en la estimación de biomasa. En particular, se demuestra que el análisis espectral permite identificar patologías como la pudrición del cogollo antes de su manifestación visible. En consecuencia, la teledetección se posiciona como una herramienta clave para la gestión fitosanitaria y la toma de decisiones en sistemas de producción de palma aceitera (Gómez et al., 2026; Yu et al., 2024).

Estos modelos constituyen una herramienta importante dentro de la agricultura de precisión, ya que permiten optimizar el uso de recursos y mejorar la toma de decisiones.

### **Aplicaciones del NDVI**

El NDVI ha sido ampliamente usado en el ámbito agrícola y ambiental debido a su capacidad para representar el estado fisiológico de la vegetación. Entre sus principales aplicaciones destacan el monitoreo del vigor vegetativo, la detección de estrés hídrico, la identificación de enfermedades y la estimación de biomasa. Estas aplicaciones permiten mejorar la eficiencia de la gestión de cultivos y reducir la incertidumbre en toma de decisiones (Leisenheimer et al., 2024).

Además, la integración del NDI con tecnologías geoespaciales ha permitido generar mapas de productividad y sistemas de alerta temprano. En efecto, este índice se consolida como una herramienta importante en la agricultura de precisión, facilitando el análisis espacial y temporal de los cultivos su uso continuo en investigaciones científicas evidencia su relevancia dentro del estado del arte en la teledetección agrícola (Mateo et al., 2020; Radočaj et al., 2026).

De la misma forma, su integración con tecnologías como SIG y sensores remotos amplían sus aplicaciones, permitiendo generar mapas de rendimiento y sistemas de alerta temprana.

### **Limitaciones del NDVI**

A pesar de las diversas ventajas el NDVI presenta ciertas limitaciones que deben ser consideradas en su aplicación. Una de las principales es la saturación del índice en cultivos con alta densidad foliar, lo que dificulta la diferenciación entre niveles de vigor vegetal. Este tipo de situaciones son particularmente relevantes en los cultivos perennes como la palma aceitera, donde el dosel presenta una estructura compleja densa (Nguyen et al., 2023)

Además, otros factores como la nubosidad, la variabilidad atmosférica y las condiciones del suelo pueden afectar la precisión de los datos, lo que requiere el uso de índices complementarios o tecnologías adicionales. En este sentido, el uso exclusivo de NDVI puede generar interpretaciones sesgadas, lo que hace necesario complementar su análisis con otros índices espectrales o técnicas avanzadas. Esta limitación evidencia la necesidad de continuar desarrollando herramientas mas precisas para el análisis agrícola (Lu et al., 2025).

### **Tendencias emergentes (IA y agricultura 4.0)**

Las tendencias actuales en el campo de la detección agrícola están orientadas hacia la integración de tecnologías avanzadas como la inteligencia artificial (IA), el aprendizaje automático y el análisis de macrodatos. Dentro de este contexto, la agricultura 4.0 se caracteriza por la utilización de datos geoespaciales para optimizar la gestión de los cultivos y mejorar la eficiencia productiva (Balathandayutham et al., 2025; Bulacio Fischer et al., 2025).

En este contexto, la agricultura 4.0 se basa en la utilización de datos satelitales y algoritmos predictivos para poder optimizar la gestión de los cultivos. Estudios recientes demuestran que la aplicación de modelos de machine learning que permite predecir el rendimiento agrícola con una precisión superior al 90% transformando el vigor vegetativo en un indicador preventivo de la producción (Akhtar et al., 2023)

Asimismo, el acceso de datos gratuitos como los proporcionados por el programa Copernicus y el uso de software libre como QGIS han democratizados el acceso a estas tecnologías, beneficiando a pequeños y medianos productores.

### **METODOLOGÍA**

El estudio se desarrolló mediante un enfoque cualitativo, con un diseño documental basado en una revisión sistemática de la literatura, cuyo propósito fue analizar el uso del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) como predictor del rendimiento agrícola, con especial énfasis en el cultivo de palma aceitera. Para garantizar un proceso ordenado, transparente y reproducible, la identificación y selección de los estudios se estructuró conforme a las directrices de la declaración PRISMA 2020, considerando las fases de identificación, cribado, elegibilidad e inclusión.

La búsqueda bibliográfica se realizó en las bases de datos Scopus, Web of Science, ScienceDirect y Google Scholar, utilizando palabras clave en español e inglés relacionadas con el objeto de

estudio, entre ellas “NDVI”, “Normalized Difference Vegetation Index”, “remote sensing”, “oil palm”, “crop yield”, “yield prediction”, “precision agriculture”, “vegetation indices”, “teledetección”, “palma aceitera”, “rendimiento agrícola” y “agricultura de precisión”. Los términos se combinaron mediante los operadores booleanos AND y OR, empleando ecuaciones como (“NDVI” OR “Normalized Difference Vegetation Index”) AND (“oil palm” OR “crop”) AND (“yield” OR “yield prediction”) AND (“remote sensing” OR “precision agriculture”). La búsqueda se delimitó a estudios publicados entre 2020 y 2025 y permitió identificar 220 registros, de los cuales 65 procedieron de Scopus, 48 de Web of Science, 57 de ScienceDirect y 50 de Google Scholar.

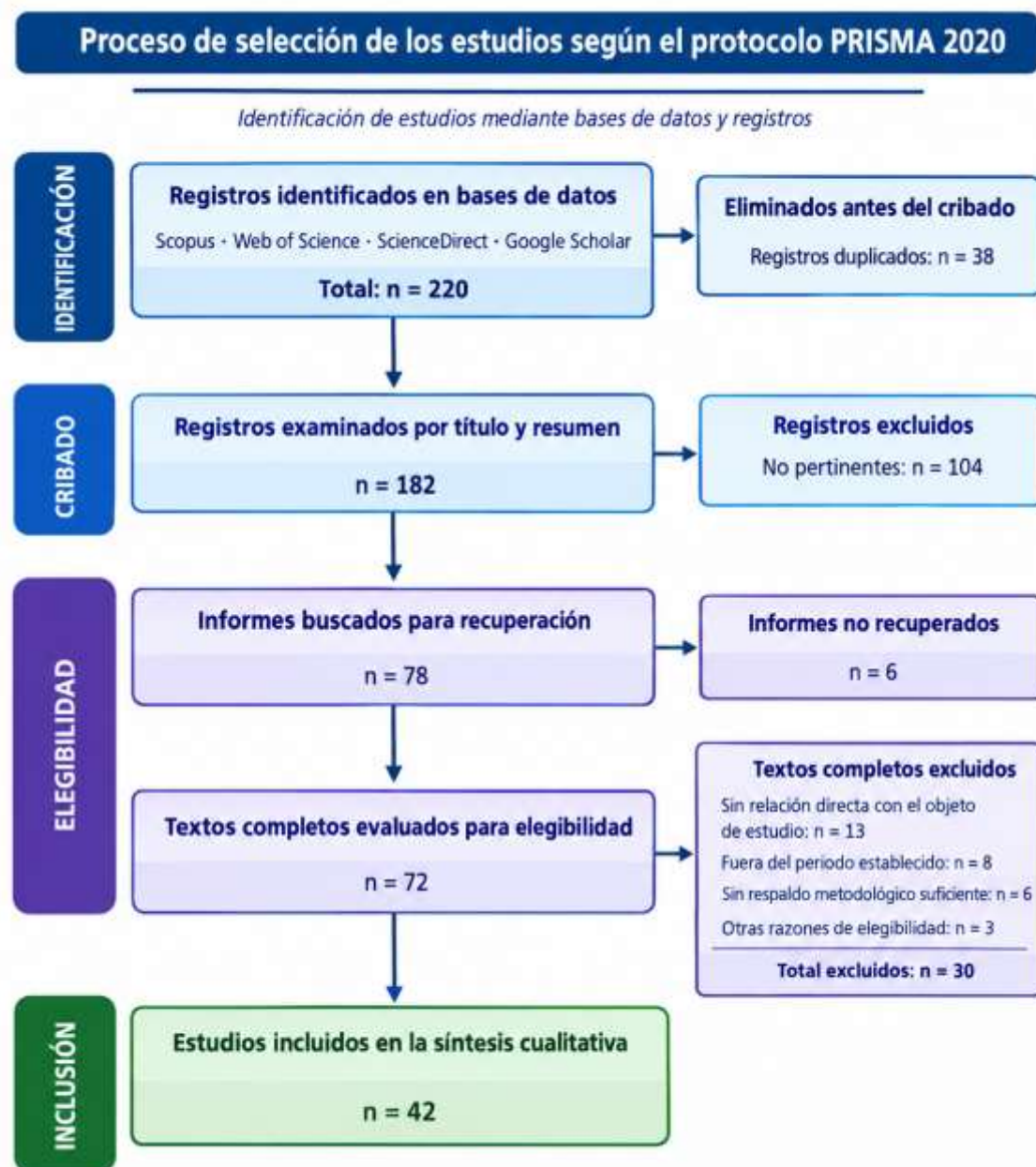
Se incluyeron artículos científicos publicados entre 2020 y 2025, disponibles en texto completo, escritos en español o inglés, publicados en revistas científicas indexadas y relacionados con teledetección, sensores remotos, agricultura de precisión, índices de vegetación y estimación o predicción del rendimiento agrícola. Asimismo, los estudios debían analizar el NDVI o índices espectrales complementarios, presentar una metodología claramente descrita y comunicar resultados verificables y pertinentes para el objetivo de la revisión. Se excluyeron los registros duplicados, los documentos publicados fuera del periodo establecido, los estudios sin relación directa con el NDVI o el rendimiento agrícola, los artículos sin acceso al texto completo, los trabajos sin suficiente respaldo metodológico, los documentos que no presentaron resultados relevantes y las publicaciones no sometidas a revisión por pares, como resúmenes de congresos, capítulos de libros, tesis e informes técnicos.

El proceso de selección se desarrolló conforme a las cuatro fases del diagrama PRISMA 2020. En la fase de identificación se recuperaron 220 registros procedentes de las cuatro bases consultadas y se eliminaron 38 documentos duplicados, por lo que quedaron 182 registros para el cribado. Posteriormente, se revisaron sus títulos y resúmenes y se excluyeron 104 documentos por no presentar una relación suficiente con el objetivo de la revisión, lo que permitió seleccionar 78 artículos para intentar recuperar sus textos completos. De estos, seis no pudieron recuperarse, por lo que 72 documentos pasaron a la fase de elegibilidad y fueron evaluados mediante la lectura integral de su contenido. Durante esta evaluación se excluyeron 30 artículos: 13 por no presentar una relación directa con el objeto de estudio, ocho por encontrarse fuera del periodo establecido, seis por carecer de suficiente respaldo metodológico y tres por otras razones de elegibilidad, como

información incompleta o ausencia de resultados pertinentes. Finalmente, 42 estudios cumplieron todos los criterios establecidos y fueron incluidos en la síntesis cualitativa, tal como se presenta en el diagrama PRISMA.

### Gráfico 1

Proceso de selección de los estudios según el protocolo PRISMA 2020



**Nota.** Se identificaron 220 registros en Scopus, Web of Science, ScienceDirect y Google Scholar. Después de eliminar los registros duplicados y aplicar los criterios de elegibilidad, se incluyeron 42 estudios en la síntesis cualitativa. Elaboración propia con base en las directrices PRISMA 2020.

Para sistematizar la información se elaboró una matriz de extracción de datos en la que se registraron el autor, el año de publicación, el país o región del estudio, el cultivo analizado, el objetivo de la investigación, el tipo de sensor o plataforma utilizada, la fuente de las imágenes satelitales o aéreas, el índice de vegetación empleado, la resolución espacial y temporal, la metodología de procesamiento, el modelo estadístico o predictivo aplicado, los principales resultados y las limitaciones identificadas. Esta matriz permitió organizar homogéneamente los estudios, comparar sus características metodológicas e identificar patrones relacionados con la aplicación del NDVI en la estimación del rendimiento agrícola.

La calidad metodológica de los estudios se valoró considerando la claridad del objetivo, la pertinencia del diseño de investigación, la descripción de la población o zona estudiada, la identificación del sensor o plataforma empleada, la explicación del procesamiento de las imágenes, la definición de las variables, la aplicación de procedimientos estadísticos o predictivos y la presentación de resultados relacionados con el objetivo de la revisión. Los artículos que no proporcionaron información suficiente para valorar la confiabilidad, consistencia y reproducibilidad de sus resultados fueron excluidos durante la fase de elegibilidad.

Los 42 estudios incluidos fueron examinados mediante una síntesis cualitativa y un proceso de codificación temática. Las investigaciones se organizaron en categorías relacionadas con la asociación entre el NDVI y la productividad agrícola, el uso del NDVI en el cultivo de palma aceitera, los sensores satelitales y las plataformas aéreas, los modelos estadísticos y predictivos, las aplicaciones del aprendizaje automático, la integración del NDVI con otros índices de vegetación, las limitaciones del índice y las tendencias vinculadas con la agricultura de precisión y la inteligencia artificial. Este procedimiento permitió comparar los enfoques metodológicos y los resultados de las investigaciones, así como identificar coincidencias, diferencias, tendencias y vacíos científicos relacionados con la aplicación del NDVI como predictor del rendimiento agrícola.

## RESULTADOS

A partir de la sistematización de los 42 estudios incluidos en la matriz PRISMA, se evidencia una tendencia creciente en la aplicación de la teledetección como herramienta fundamental para la estimación del rendimiento agrícola. En este marco, la mayoría de las investigaciones analizadas

se concentran en el uso de índices de vegetación, particularmente en NDVI, el cual se consolida como el indicador más empelado para evaluar el vigor vegetativo y su relación con la productividad del cultivo. De la misma forma, se observa que este índice es frecuentemente complementado con otros como NDWI, NDRE y EVI, con el fin de mejorar la sensibilidad en la detección de variaciones fisiológicas.

**Tabla 1**

*Matriz PRISMA de estudios sobre teledetección e índices de vegetación aplicados a la estimación del rendimiento agrícola*

| Autor (Año)                | Índice                                | Método                         | Resultado                                                             |
|----------------------------|---------------------------------------|--------------------------------|-----------------------------------------------------------------------|
| Ariza et al. (2018)        | Índices espectrales                   | Análisis geoespacial           | Caracterización geomorfológica en zonas insulares                     |
| Mateo et al. (2020)        | EVI, VOD                              | Machine Learning               | La integración óptica-microondas mejora la estimación del rendimiento |
| Leisenheimer et al. (2024) | NDVI y otros índices                  | Análisis temporal              | Diferenció respuestas de sequía según especie y tiempo                |
| Lu et al. (2025)           | Índices fenotípicos                   | Fenotipado de alto rendimiento | Estimación rápida de rasgos fotosintéticos                            |
| Zenteno Cruz et al. (2017) | NDVI y variables espectrales          | Estimación de rendimiento      | La teledetección resultó útil para caña de azúcar                     |
| Sousa & Small (2022)       | Índices multiespectrales              | Modelos hiperespectrales       | Vincula índices comunes con modelos de mezcla espectral               |
| Hameed et al. (2021)       | Índice modificado de vegetación       | Desarrollo de índice           | Propone un índice alternativo para detección de vegetación            |
| Abubakar et al. (2023)     | Variables bioclimáticas               | Modelado espacial              | El clima y la elevación explican la distribución del rendimiento      |
| McCartney et al. (2020)    | Humedad del suelo, estrés evaporativo | Documento técnico              | Resume aplicaciones agrícolas de teledetección satelital              |

|                                        |                            |                                |                                                                          |
|----------------------------------------|----------------------------|--------------------------------|--------------------------------------------------------------------------|
| Cortés Millán & Avendaño Gómez (2023)  | NDVI, VARI                 | Deep Learning + SIG            | Monitoreo de salud de palma mediante tablero y detección automatizada    |
| Alemán et al. (2022)                   | SR, NDVI                   | Análisis espectral             | Fuerte relación entre datos de campo y sensores remotos para flecha seca |
| Hariyadi et al. (2025)                 | NDVI                       | Regresión / correlación        | NDVI correlacionó con rendimiento de racimos ( $r=0.83-0.87$ )           |
| Yuniasih et al. (2022)                 | NDVI                       | Comparativo                    | Permitió evaluar densidad y salud en palma pre-replante                  |
| Chacón Herrera & Lizarazo Ayala (2022) | NDVI, GNDVI, NDMI, NDWI    | Agricultura de precisión       | Los índices apoyan la sectorización y diagnóstico del cultivo            |
| Chacón (2022)                          | NDVI y otros               | Monografía de revisión         | Las nuevas tecnologías optimizan recursos y mejoran productividad        |
| Jhajharia et al. (2025)                | NDVI y variables remotas   | Machine Learning               | Modelo útil para predicción de rendimiento agrícola                      |
| Sinde-González (2025)                  | Índices de biomasa y vigor | Técnicas geomáticas            | Permite detectar patologías y estimar biomasa en cultivos                |
| Tamudo (2025)                          | NDVI, EVI                  | OBIA + Random Forest           | Monitoreo de vigor vegetal con alta resolución                           |
| Zúñiga López (2018)                    | NDVI, firmas espectrales   | Análisis del estado vegetativo | El NDVI fue útil para evaluar el cultivo de palma de aceite              |
| Radočaj et al. (2026)                  | Índices satelitales        | Revisión                       | La teledetección satelital mejora la predicción del rendimiento          |
| Zhao et al. (2025)                     | Índices de dosel           | Modelo de monitoreo            | Construyó un modelo interregional e interanual robusto                   |
| Akhtar et al. (2023)                   | NDVI y otros               | Revisión IA                    | La IA y RS optimizan manejo, conteo, altura y salud en palma             |

|                                        |                                 |                          |                                                                 |
|----------------------------------------|---------------------------------|--------------------------|-----------------------------------------------------------------|
| Ang et al. (2025)                      | NDVI                            | Machine Learning + DNN   | Landsat-7 con red profunda alcanzó R <sup>2</sup> de hasta 0.85 |
| Cheng et al. (2020)                    | Reflectancia / GPP              | Descomposición espectral | Seguimiento de productividad primaria en bosque evergreen       |
| Patiño Duque & Martínez Murillo (2024) | NDVI, NDWI, NIR, vigorosidad    | Análisis multitemporal   | Se observó disminución del vigor y disponibilidad hídrica       |
| Aziz et al. (2025)                     | NDVI y datos remotos            | Revisión                 | La IA y RS fortalecen monitoreo y alerta temprana agrícola      |
| Gómez et al. (2026)                    | Índices de vegetación y humedad | Machine Learning         | XGBoost mostró mejor rendimiento para estimar edad del cultivo  |
| Watson et al. (2022)                   | NDVI, NDMI, MSI                 | Modelos predictivos      | Se logró pronóstico del rendimiento con incertidumbre aceptable |
| Bulacio et al. (2025)                  | Índices nutricionales           | Revisión                 | Avances en monitoreo del estado nutricional de cultivo y suelo  |
| Liang et al. (2023)                    | NDVI                            | Series temporales        | Reconstruyó series NDVI con alta resolución espacial y temporal |
| Khan et al. (2022)                     | Clima, humedad del suelo        | Machine Learning         | Alta precisión para predecir rendimiento de palma               |
| Priya et al. (2023)                    | NDVI, EVI                       | Análisis temporal        | NDVI reflejó mayor intensidad de biomasa que EVI                |
| Ahmad et al. (2021)                    | Índices de estrés hídrico       | Revisión                 | Sintetiza métodos para evaluar estrés hídrico en cultivos       |
| Nguyen et al. (2023)                   | Índices de enfermedad           | Detección temprana       | Detectó roya amarilla y su impacto en rendimiento terminal      |

|                                |                       |                                            |                                                                   |
|--------------------------------|-----------------------|--------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------|
| Yu et al. (2024)               | NDVI y biomasa        | Revisión / Deep Learning                   | La analítica de imágenes mejora la estimación de rendimiento      |
| Winfield et al. (2025)         | Índices de enfermedad | Teledetección bajo distintas iluminaciones | Evaluó tizón en madrone con resultados sensibles a iluminación    |
| Teodoro et al. (2024)          | Índices de vegetación | Inteligencia computacional                 | Alta capacidad para fenotipado en maíz y soya                     |
| Bautista et al. (2024)         | Índices espectrales   | Evaluación remota                          | Permitió evaluar efectividad de herbicida en arroz                |
| Aslan et al. (2024)            | NDVI, EVI, NDRE       | ML/DL                                      | Alta precisión en estimación de rendimiento basada en IA          |
| Tan et al. (2022)              | NDVI, EVI y otros     | Revisión sistemática                       | Destaca la importancia de sistemas expertos en palma              |
| Khalid et al. (2000)           | Biomasa               | Cuantificación agronómica                  | Cuantificó biomasa aérea y valor nutritivo en palma madura        |
| Balathandayutham et al. (2024) | Índices de vegetación | Revisión                                   | Resume fundamentos y aplicaciones de teledetección en agricultura |

En relación con los sensores utilizados, los resultados muestran una predominancia de imágenes satelitales provenientes de plataformas como Sentinel-2, Landsat y MODIS, debido a su accesibilidad y cobertura temporal. No obstante, también se identifica un incremento significativo en el uso de vehículos aéreos no tripulados (UAV), los cuales permiten obtener información de alta resolución espacial. En consecuencia, la combinación de datos satelitales y sensores aéreos emerge como una estrategia eficiente para el monitoreo multiescala de los cultivos.

Por otra parte, en cuanto a los métodos de análisis se evidencia una evolución desde enfoques tradicionales como la regresión lineal y el análisis multivariado, hacia la implementación de técnicas avanzadas basadas en inteligencia artificial, incluyendo machine learning y Deep learning. En particular, modelos como Random Forest, XGBoost y redes neuronales profundas

han demostrado una alta capacidad predictiva, alcanzando coeficientes de determinación elevados en la estimación del rendimiento agrícola. Esto refleja una transición hacia modelos más robustos y precisos en el ámbito de la agricultura de precisión.

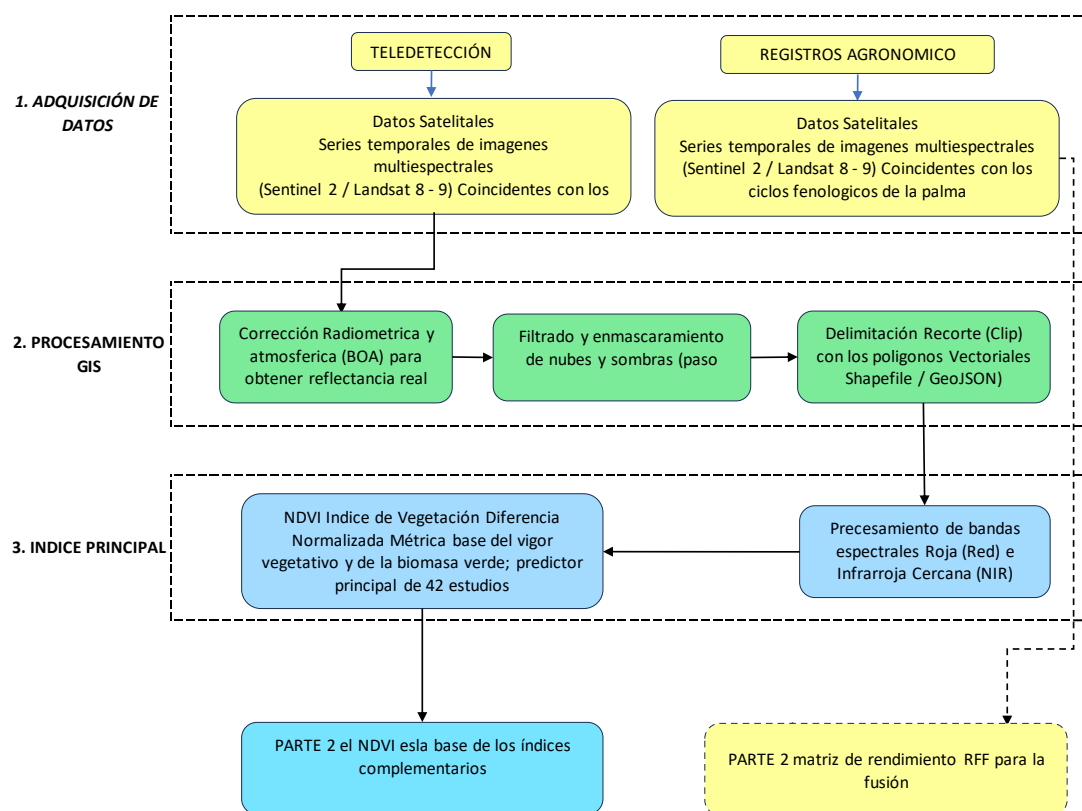
Asimismo, el análisis de resultados reportados en los estudios evidencia una relación consistente entre los índices espectrales y variables productivas como la biomasa, la humedad del suelo y el rendimiento de racimos en cultivos como la palma aceitera. En este contexto, múltiples investigaciones reportan correlaciones significativas entre NDVI y la productivas, lo que respalda su uso como indicador indirecto del rendimiento. Sin embargo, también se identifican limitaciones, tales como la saturación de índice en condiciones de alta densidad foliar y la influencia de factores atmosféricos.

Finalmente, desde una perspectiva geográfica, se observa que la mayor parte de los estudios se concentra en regiones tropicales y subtropicales, particularmente en países como Malasia, Indonesia, Colombia y China, en donde la producción agrícola intensiva requiere herramientas de monitoreo eficientes. En consecuencia, los resultados evidencian la consolidación de la teledetección y la inteligencia artificial como pilares fundamentales en la agricultura 4.0, orientada hacia la optimización de la productividad y la sostenibilidad de los sistemas agrícolas.

A partir de la síntesis cualitativa de los 42 estudios incluidos, se estructuró una propuesta metodológica para la predicción del rendimiento de racimos de fruta fresca (RFF) en palma africana mediante el uso del NDVI y de los índices espectrales complementarios EVI, NDWI y NDRE. La propuesta se organizó en tres componentes secuenciales. El primero comprende la adquisición de imágenes multiespectrales y registros agronómicos, el preprocesamiento de la información geoespacial y el cálculo del NDVI como índice principal. El segundo componente incorpora los índices EVI, NDWI y NDRE para complementar las limitaciones del NDVI en doseles densos, seguido de la extracción de valores espectrales por lote y periodo y de su integración con los registros históricos de rendimiento. El tercer componente considera la construcción de modelos predictivos mediante regresión lineal múltiple y algoritmos de aprendizaje automático, como Random Forest y Support Vector Machine, así como su evaluación mediante la comparación entre los rendimientos observados y estimados, el coeficiente de determinación y el error cuadrático medio. Las etapas de la propuesta se presentan en la Figura 2.

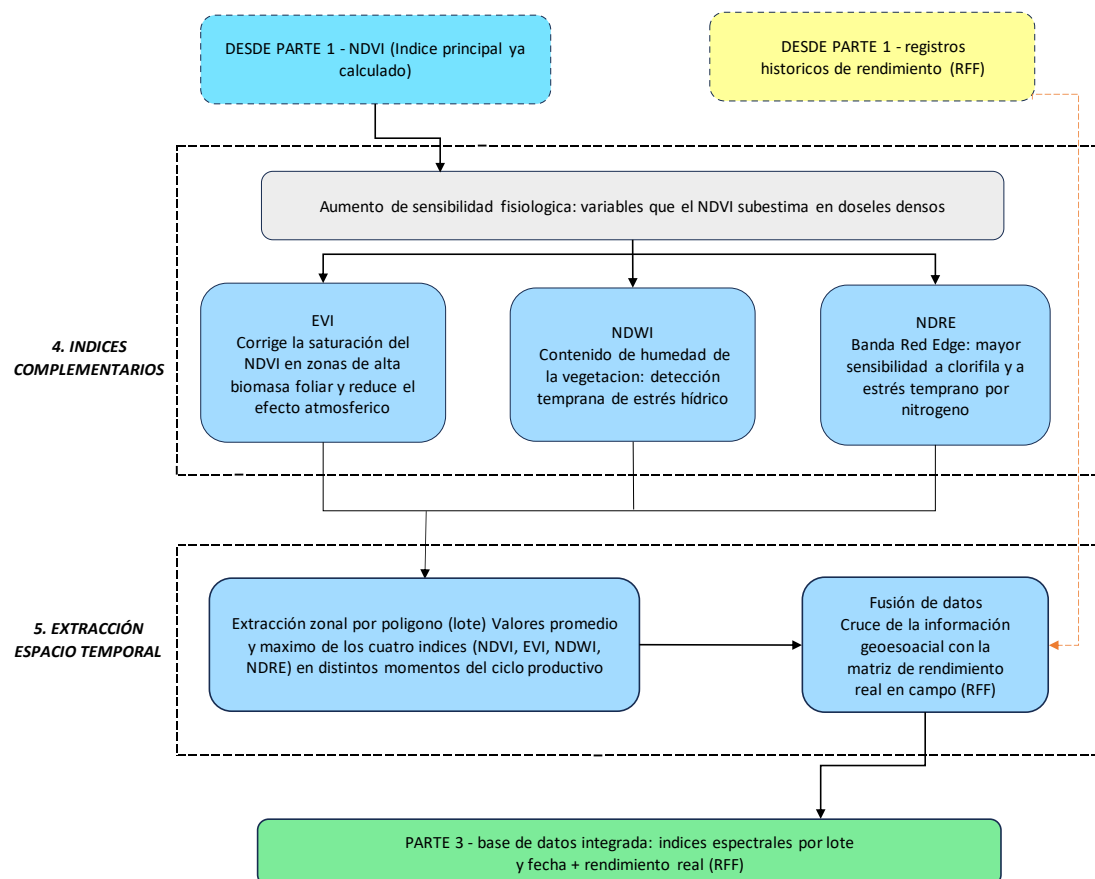
### PARTE 1 DE 3 - ADQUISICIÓN DE DATOS → ÍNDICE PRINCIPAL (NDVI)

NDVI e índices espectrales complementarios (EVI - NDWI - NDREI) para la predicción del rendimiento de Racimos de Fruta Fresca (RFF) en palma africana



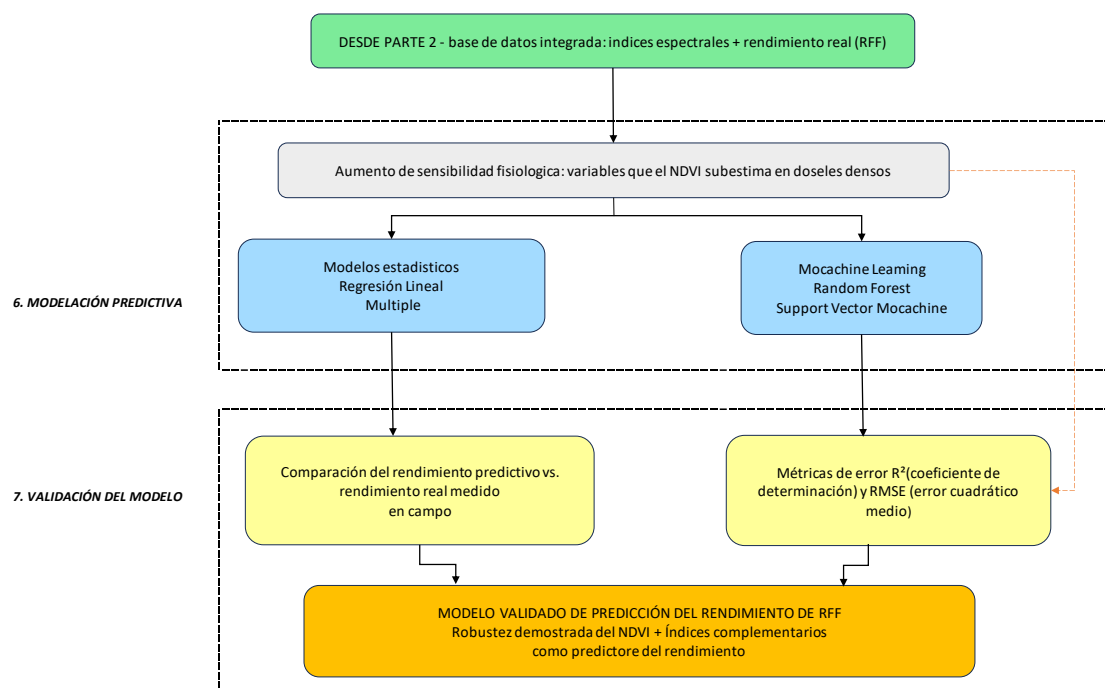
# PARTE 2 DE 3 - INDICES COMPLEMENTARIOS → EXTRACCIÓN ESPACIO TEMPORAL

NDVI e índices espectrales complementarios (EVI - NDWI - NDRE) para la predicción del rendimiento de Racimos de Fruta Fresca (RFF) en palma africana



### PARTE 3 DE 3 - MODELACIÓN PREDICTIVA → VALIDACIÓN DEL MODELO

NDVI e índices espectrales complementarios (EVI - NDWI - NDREI) para la predicción del rendimiento de Racimos de Fruta Fresca (RFF) en palma africana



## DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos a partir de la matriz PRISMA evidencia que la teledetección se ha consolidado como una herramienta fundamental para la estimación del rendimiento agrícola, particularmente mediante el uso de índices de vegetación como el NDVI. En este sentido, la síntesis de los estudios analizados demuestra una relación consistente entre vigor vegetativo y la productivos del cultivo, lo cual coincide con lo reportado por Johnson et al. (2021), quienes identificaron que los índices derivados de imágenes satelitales permiten generar estimaciones del rendimiento con niveles de precisión aceptables. Asimismo, Xu et al., (2021) reportaron correlaciones elevado entre NDVI y producción, reforzando la validez del índice como indicador indirecto del rendimiento.

No obstante, si bien el NDVI emerge como el índice predominante en la literatura, los resultaos de esta revisión sugieren que su capacidad explicativa mejora significativamente cuando se integra con otros índices espectrales. en particular, estudios como el de Lang et al., (2023), evidencian que variables relacionadas con la humedad como el NDMI, presentan una mayor relevancia en modelos predictivos basados en aprendizaje automático. En consecuencia, estos hallazgos respaldan la

necesidad de adoptar enfoques multivariantes que permitan capturar de manera más precisa la complejidad biofísica del cultivo, superando las limitaciones inherentes al uso del NDVI,

En relación con las tecnologías empleadas, los resultados muestran una clara predominancia de sensores satelitales como Sentinel-2, Landsat y MODIS, lo cual coincide con lo señalado por Dou et al., (2019) y Phiri et al., (2020), quienes destacan la eficiencia de estas plataformas para el monitoreo agrícola a gran escala. Sin embargo, también se observa un incremento en el uso de vehículos aéreos no tripulados (UAV), especialmente en estudios que requieren alta resolución espacial. Estos hallazgos coinciden con los reportados por Luo et al., (2020) y Skakun et al., (2021), quienes evidencian que los UAV permiten detectar de manera temprana alteraciones fisiológicas y enfermedades en el cultivo. En este contexto, la integración de sensores satelitales y aéreos se configura como una estrategia metodológica complementaria que optimiza el análisis multiescalar. Por otra parte, los análisis metodológicos revelan una transición significativa hacia el uso de técnicas de inteligencia artificial, particularmente machine learning y Deep learning. En este sentido, estudios como los de Shakun et al., (2021) y Shokati et al., (2025), muestran que este tipo de enfoques permiten mejorar la precisión en la estimación del rendimiento alcanzando altos coeficientes de determinación. En comparación con los métodos tradicionales, como la regresión lineal y los modelos basados en aprendizaje automático ofrecen una mayor capacidad para gestionar grandes volúmenes de datos y capturar relaciones no lineales entre variables. Por lo tanto, la evidencia sugiere que la inteligencia artificial constituye un componente clave en la evolución de la agricultura de precisión.

Finalmente, desde una perspectiva geográfica, los resultados muestran una alta concentración de estudios en regiones tropicales, particularmente en países como Malasia, Indonesia y Colombia, esto refleja la importancia económica de cultivos como la palma aceitera en otras zonas. Este patrón coincide con lo señalado por Danylo et al., (2021) y Nasir et al., (2023), quienes destacan el desarrollo de la agricultura de precisión en el sudeste asiático. No obstante, la creciente producción científica en América latina evidencia una expansión del uso de tecnologías de teledetección en nuevos contextos, esto propone una tendencia hacia la globalización de estas herramientas.

## CONCLUSIONES

El NDVI se consolida como el indicador más empleado para estimar indirectamente el rendimiento agrícola, especialmente en palma aceitera, debido a su relación consistente con el vigor vegetativo, la biomasa y la productividad. Esto valida su uso como herramienta central en teledetección para agricultura de precisión.

La capacidad predictiva del NDVI mejora notablemente al integrarse con otros índices espectrales y variables biofísicas como humedad del suelo y clima. Los estudios revelan una tendencia hacia modelos multivariantes que capturan mejor la complejidad agrícola, estableciendo la integración de múltiples fuentes de datos como estrategia clave para optimizar la estimación del rendimiento. La teledetección multispectral con sensores como Sentinel-2, Landsat y MODIS constituye la base tecnológica, complementada por un incremento en el uso de UAV para obtener información de alta resolución espacial. La combinación de sensores satelitales y aéreos representa una solución eficiente para el análisis multiescala de cultivos.

La incorporación de técnicas de inteligencia artificial, especialmente machine learning y deep learning, mejora considerablemente la predicción del rendimiento agrícola. Los modelos basados en algoritmos avanzados demuestran mayor capacidad para procesar grandes volúmenes de datos y establecer relaciones no lineales, posicionándose como herramientas clave en la agricultura 4.0. Persisten limitaciones importantes en la aplicación del NDVI, como saturación en doseles densos, influencia atmosférica y falta de estandarización metodológica. Esto evidencia la necesidad de desarrollar enfoques más robustos que integren múltiples índices, correcciones atmosféricas y modelos adaptados a diferentes contextos agroecológicos.

La teledetección combinada con inteligencia artificial constituye un pilar fundamental para sistemas agrícolas sostenibles, optimizando la toma de decisiones, mejorando la eficiencia productiva y reduciendo la incertidumbre en la gestión de cultivos. Futuras investigaciones deberán orientarse hacia la integración de tecnologías emergentes y validación de modelos en contextos locales, especialmente en regiones tropicales con alta relevancia económica de palma aceitera.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abubakar, A., Ishak, M. Y., Abu Bakar, A., Uddin, M. K., & Umar, N. K. (2023). Geospatial mapping and biophysical analysis of factors that affect oil palm (*Elaeis guineensis*) yields in Peninsular Malaysia. *Journal of Agrometeorology*, 25(1), 128–133. <https://doi.org/10.54386/jam.v25i1.1871>
- Ahmad, U., Alvino, A., & Marino, S. (2021). A review of crop water stress assessment using remote sensing. In *Remote Sensing* (Vol. 13, Number 20). MDPI. <https://doi.org/10.3390/rs13204155>
- Akhtar, M. N., Ansari, E., Alhady, S. S. N., & Abu Bakar, E. (2023). Leveraging on Advanced Remote Sensing- and Artificial Intelligence-Based Technologies to Manage Palm Oil Plantation for Current Global Scenario: A Review. In *Agriculture (Switzerland)* (Vol. 13, Number 2). MDPI. <https://doi.org/10.3390/agriculture13020504>
- Alemán, B., Henríquez-Henríquez, C., Largaespada-Zelaya, K., & Ramírez-Rodríguez, T. (2022). Bud rot evaluation in oil palm (*Elaeis guineensis* Jacq.) using multispectral imaging, Costa Rica. *Agronomia Mesoamericana*, 33(2). <https://doi.org/10.15517/am.v33i2.47557>
- Ang, Y., Shafri, H. Z. M., Lee, Y. P., Bakar, S. A., Abidin, H., Hashim, S. J., Samad, M. N., Che'ya, N. N., Hassan, M. R., Lim, H. S., Abdullah, R., Yusup, Y., Muhammad, S. A., Yin, T. S., & Gibril, M. B. A. (2025). Block-scale Oil Palm Yield Prediction Using Machine Learning Approaches Based on Landsat and MODIS Satellite Data. *Journal of Advanced Research in Applied Sciences and Engineering Technology*, 45(1), 90–107. <https://doi.org/10.37934/araset.45.1.90107>
- Aslan, M. F., Sabanci, K., & Aslan, B. (2024). Artificial Intelligence Techniques in Crop Yield Estimation Based on Sentinel-2 Data: A Comprehensive Survey. In *Sustainability (Switzerland)* (Vol. 16, Number 18). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/su16188277>
- Aziz, D., Rafiq, S., Saini, P., Ahad, I., Gonal, B., Rehman, S. A., Rashid, S., Saini, P., Rohela, G. K., Aalum, K., Singh, G., Gnanesh, B. N., & Nabila Iliya, M. (2025). Remote sensing and artificial intelligence: revolutionizing pest management in agriculture. In *Frontiers in Sustainable Food Systems* (Vol. 9). Frontiers Media SA. <https://doi.org/10.3389/fsufs.2025.1551460>

- Balathandayutham, D. S., Ramalingam, K., Dhanaraju, M., Narayanasamy, C., & Shanmugam, K. (2025). Harnessing remote sensing for smart agriculture. In *Plant Science Today* (Vol. 12, Number 3). Horizon e-Publishing Group. <https://doi.org/10.14719/pst.9174>
- Bautista, A. S., Tarrazó-Serrano, D., Uris, A., Blesa, M., Estruch-Guitart, V., Castiñeira-Ibáñez, S., & Rubio, C. (2024). Remote Sensing Evaluation Drone Herbicide Application Effectiveness for Controlling *Echinochloa* spp. in Rice Crop in Valencia (Spain). *Sensors*, 24(3). <https://doi.org/10.3390/s24030804>
- Bulacio Fischer, P. T., Carella, A., Massenti, R., Fadhilah, R., & Lo Bianco, R. (2025). Advances in Monitoring Crop and Soil Nutrient Status: Proximal and Remote Sensing Techniques. In *Horticulturae* (Vol. 11, Number 2). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/horticulturae11020182>
- Chacón, H. (2022). *Aplicación de la metodología multiespectral en agricultura de precisión para el desarrollo del cultivo de palma en el municipio de Río de Oro, Cesar en el año 2022*.
- Cheng, R., Magney, T. S., Dutta, D., Bowling, D. R., Logan, B. A., Burns, S. P., Blanken, P. D., Grossmann, K., Lopez, S., Richardson, A. D., Stutz, J., & Frankenberg, C. (2020). Decomposing reflectance spectra to track gross primary production in a subalpine evergreen forest. *Biogeosciences*, 17(18), 4523–4544. <https://doi.org/10.5194/bg-17-4523-2020>
- Danylo, O., Pirker, J., Lemoine, G., Ceccherini, G., See, L., McCallum, I., Hadi, Kraxner, F., Achard, F., & Fritz, S. (2021). A map of the extent and year of detection of oil palm plantations in Indonesia, Malaysia and Thailand. *Scientific Data*, 8(1). <https://doi.org/10.1038/s41597-021-00867-1>
- Dou, J. P., Li, H., Pang, X. L., Zhang, C. N., Yang, T. H., & Jin, X. M. (2019). Research progress of quantum memory. In *Wuli Xuebao/Acta Physica Sinica* (Vol. 68, Number 3). Institute of Physics, Chinese Academy of Sciences. <https://doi.org/10.7498/aps.68.20190039>
- Gómez, N., Watson-Hernández, F., Rojas-Vásquez, R., & Quesada-Mora, Y. (2026). Estimación de la edad del cultivo de palma de aceite (*elaeis guineensis*) en función de índices de vegetación y humedad mediante imágenes satelitales y aprendizaje automático. *Revista Tecnología En Marcha*. <https://doi.org/10.18845/tm.v39i5.8514>

- Hameed, R. S., Georg, L. E., & Sayyid, B. H. (2021). Modified Vegetation Detection Index Using Different-Spectral Signature. *Iraqi Journal of Science*, 62(11), 4208–4217. <https://doi.org/10.24996/ijs.2021.62.11.38>
- Hariyadi, Wahyudin, C. I., Haitami, A., Alatas, A., & Adwiyani, P. (2025). Dynamics of carbon stock and normalized difference vegetation index as indicators of oil palm(*Elaeisguineensis*Jacq.)productivity in peat ecosystem with compound NPK fertilizer application. *Journal of Ecological Engineering*, 26(9), 253–267. <https://doi.org/10.12911/22998993/205107>
- Jhajharia, K., Sharma, N. V., & Mathur, P. (2025). A Machine Learning Model for Crop Yield Prediction Using Remote Sensing Data. *International Research Journal of Multidisciplinary Scope*, 6(2), 577–590. <https://doi.org/10.47857/irjms.2025.v06i02.03182>
- Johnson, D. M., Rosales, A., Mueller, R., Reynolds, C., Frantz, R., Anyamba, A., Pak, E., & Tucker, C. (2021). Usa crop yield estimation with modis ndvi: Are remotely sensed models better than simple trend analyses? *Remote Sensing*, 13(21). <https://doi.org/10.3390/rs13214227>
- Khan, N., Kamaruddin, M. A., Ullah Sheikh, U., Zawawi, M. H., Yusup, Y., Bakht, M. P., & Mohamed Noor, N. (2022). Prediction of Oil Palm Yield Using Machine Learning in the Perspective of Fluctuating Weather and Soil Moisture Conditions: Evaluation of a Generic Workflow. *Plants*, 11(13). <https://doi.org/10.3390/plants11131697>
- Lang, P., Zhang, L., Huang, C., Chen, J., Kang, X., Zhang, Z., & Tong, Q. (2023). Integrating environmental and satellite data to estimate county-level cotton yield in Xinjiang Province. *Frontiers in Plant Science*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1048479>
- Leisenheimer, L., Wellmann, T., Jänicke, C., & Haase, D. (2024). Monitoring drought impacts on street trees using remote sensing - Disentangling temporal and species-specific response patterns with Sentinel-2 imagery. *Ecological Informatics*, 82. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102659>
- Liang, J., Ren, C., Li, Y., Yue, W., Wei, Z., Song, X., Zhang, X., Yin, A., & Lin, X. (2023). Using Enhanced Gap-Filling and Whittaker Smoothing to Reconstruct High Spatiotemporal Resolution NDVI Time Series Based on Landsat 8, Sentinel-2, and MODIS Imagery. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12(6). <https://doi.org/10.3390/ijgi12060214>

- Lu, J., Qi, Q., Zheng, G., Eitel, J. U. H., Zhang, Q., Zhang, J., Chen, S., Zhang, F., Fang, W., Guan, Z., & Chen, F. (2025). High-Throughput Field Phenotyping Using Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) for Rapid Estimation of Photosynthetic Traits. *Plant Phenomics*, 7(2). <https://doi.org/10.1016/j.plaphe.2025.100045>
- Luo, Y., Guan, K., Peng, J., Wang, S., & Huang, Y. (2020). STAIR 2.0: A generic and automatic algorithm to fuse modis, landsat, and sentinel-2 to generate 10 m, daily, and cloud-/gap-free surface reflectance product. *Remote Sensing*, 12(19), 1–21. <https://doi.org/10.3390/rs12193209>
- Mateo, A., Piles, M., Muñoz-Marí, J., Adsua, J. E., Pérez-Suay, A., & Camps-Valls, G. (2020). Synergistic integration of optical and microwave satellite data for crop yield estimation. *Remote Sensing of Environment*, 234. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111460>
- Nasir, S. B., Ang, M. L. E., Nath, T. K., Owen, J., Tritto, A., & Lechner, A. M. (2023). Modelling past and future land-use changes from mining, agriculture, industry and biodiversity in a rapidly developing Southeast Asian region. *Integrative Conservation*, 2(1), 43–61. <https://doi.org/10.1002/inc3.17>
- Nguyen, C., Sagan, V., Skobalski, J., & Severo, J. I. (2023). Early Detection of Wheat Yellow Rust Disease and Its Impact on Terminal Yield with Multi-Spectral UAV-Imagery. *Remote Sensing*, 15(13). <https://doi.org/10.3390/rs15133301>
- Patiño, D., Martínez, D., & Ruiz, J. (2023). *ESTUDIO MULTITEMPORAL DE LA DISMINUCIÓN DE LOS ÍNDICES NDVI, NDWI, VIGOROSIDAD E INFRARROJO PARA EL CULTIVO DE PALMA DE ACEITE EN EL MUNICIPIO DE PUERTO LÓPEZ, DEPARTAMENTO DEL META, EN LOS AÑOS 2022 Y 2023*.
- Phiri, D., Simwanda, M., Salekin, S., Nyirenda, V. R., Murayama, Y., & Ranagalage, M. (2020). Sentinel-2 data for land cover/use mapping: A review. In *Remote Sensing* (Vol. 12, Number 14). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/rs12142291>
- Priya, M. V., Kalpana, R., Pazhanivelan, S., Kumaraperumal, R., Ragunath, K. P., Vanitha, G., Nihar, A., Prajesh, P. J., & Vasumathi, V. (2023). Monitoring vegetation dynamics using multi-temporal Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Enhanced Vegetation Index (EVI) images of Tamil Nadu. *Journal of Applied and Natural Science*, 15(3), 1170–1177. <https://doi.org/10.31018/jans.v15i3.4803>

- Radočaj, D., Jurišić, M., Plaščak, I., & Galić, L. (2026). Satellite Remote Sensing for Crop Yield Prediction: A Review. In *Agriculture (Switzerland)* (Vol. 16, Number 4). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/agriculture16040417>
- Shokati, H., Mashal, M., Noroozi, A., Mirzaei, S., Mohammadi-Doqozloo, Z., Nabiollahi, K., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Khosravani, P., Adhikari, R., Hu, L., & Scholten, T. (2025). Comparing UAV-Based Hyperspectral and Satellite-Based Multispectral Data for Soil Moisture Estimation Using Machine Learning. *Water (Switzerland)*, 17(11). <https://doi.org/10.3390/w17111715>
- Skakun, S., Kalecinski, N. I., Brown, M. G. L., Johnson, D. M., Vermote, E. F., Roger, J. C., & Franch, B. (2021). Assessing within-field corn and soybean yield variability from worldview-3, planet, sentinel-2, and landsat 8 satellite imagery. *Remote Sensing*, 13(5), 1–18. <https://doi.org/10.3390/rs13050872>
- Sousa, D., & Small, C. (2022). *Linking Common Multispectral Vegetation Indices to Hyperspectral Mixture Models: Results from 5 nm, 3 m Airborne Imaging Spectroscopy in a Diverse Agricultural Landscape*. <https://github.com/isofit/isofit>.
- Tamudo, E. (2025). *APLICACIÓN DE DISPOSITIVOS UAV Y TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN ORIENTADAS AL ANÁLISIS DEL VIGOR VEGETAL POST-SEQUÍA EN UN BOSQUE DE PINUS PINASTER*.
- Tan, X. J., Cheor, W. L., Yeo, K. S., & Leow, W. Z. (2022). Expert systems in oil palm precision agriculture: A decade systematic review. In *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences* (Vol. 34, Number 4, pp. 1569–1594). King Saud bin Abdulaziz University. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2022.02.006>
- Teodoro, P. E., Teodoro, L. P. R., Baio, F. H. R., Silva Junior, C. A., Santana, D. C., & Bhering, L. L. (2024). High-throughput phenotyping in maize and soybean genotypes using vegetation indices and computational intelligence. *Plant Methods*, 20(1). <https://doi.org/10.1186/s13007-024-01294-0>
- Watson, F., Gómez-Calderón, N., & da Silva, R. P. (2022). Oil Palm Yield Estimation Based on Vegetation and Humidity Indices Generated from Satellite Images and Machine Learning Techniques. *AgriEngineering*, 4(1), 279–291. <https://doi.org/10.3390/agriengineering4010019>

- Winfield, M. C., Wing, M. G., Wood, J. H., Graham, S., Anderson, A. M., Hawks, D. C., & Miller, A. H. (2025). Assessing Pacific Madrone Blight with UAS Remote Sensing Under Different Skylight Conditions. *Remote Sensing*, 17(18). <https://doi.org/10.3390/rs17183141>
- Xu, W., Chen, P., Zhan, Y., Chen, S., Zhang, L., & Lan, Y. (2021). Cotton yield estimation model based on machine learning using time series UAV remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 104. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102511>
- Yu, F., Wang, M., Xiao, J., Zhang, Q., Zhang, J., Liu, X., Ping, Y., & Luan, R. (2024). Advancements in Utilizing Image-Analysis Technology for Crop-Yield Estimation. In *Remote Sensing* (Vol. 16, Number 6). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/rs16061003>
- Zhao, P., Yan, Y., Jia, S., Zhao, J., & Zhang, W. (2025). Construction and Evaluation of a Cross-Regional and Cross-Year Monitoring Model for Millet Canopy Phenotype Based on UAV Multispectral Remote Sensing. *Agronomy*, 15(4). <https://doi.org/10.3390/agronomy15040789>

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abubakar, A., Ishak, M. Y., Abu Bakar, A., Uddin, M. K., & Umar, N. K. (2023). Geospatial mapping and biophysical analysis of factors that affect oil palm (*Elaeis guineensis*) yields in Peninsular Malaysia. *Journal of Agrometeorology*, 25(1), 128–133. <https://doi.org/10.54386/jam.v25i1.1871>
- Ahmad, U., Alvino, A., & Marino, S. (2021). A review of crop water stress assessment using remote sensing. In *Remote Sensing* (Vol. 13, Number 20). MDPI. <https://doi.org/10.3390/rs13204155>
- Akhtar, M. N., Ansari, E., Alhady, S. S. N., & Abu Bakar, E. (2023). Leveraging on Advanced Remote Sensing- and Artificial Intelligence-Based Technologies to Manage Palm Oil Plantation for Current Global Scenario: A Review. In *Agriculture* (Switzerland) (Vol. 13, Number 2). MDPI. <https://doi.org/10.3390/agriculture13020504>
- Alemán, B., Henríquez-Henríquez, C., Largaespada-Zelaya, K., & Ramírez-Rodríguez, T. (2022). Bud rot evaluation in oil palm (*Elaeis guineensis* Jacq.) using multispectral imaging, Costa Rica. *Agronomia Mesoamericana*, 33(2). <https://doi.org/10.15517/am.v33i2.47557>
- Ang, Y., Shafri, H. Z. M., Lee, Y. P., Bakar, S. A., Abidin, H., Hashim, S. J., Samad, M. N., Che'ya, N. N., Hassan, M. R., Lim, H. S., Abdullah, R., Yusup, Y., Muhammad, S. A., Yin, T. S., & Gibril, M. B. A. (2025). Block-scale Oil Palm Yield Prediction Using Machine Learning Approaches Based on Landsat and MODIS Satellite Data. *Journal of Advanced Research in Applied Sciences and Engineering Technology*, 45(1), 90–107. <https://doi.org/10.37934/araset.45.1.90107>
- Aslan, M. F., Sabanci, K., & Aslan, B. (2024). Artificial Intelligence Techniques in Crop Yield Estimation Based on Sentinel-2 Data: A Comprehensive Survey. In *Sustainability* (Switzerland) (Vol. 16, Number 18). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/su16188277>
- Aziz, D., Rafiq, S., Saini, P., Ahad, I., Gonal, B., Rehman, S. A., Rashid, S., Saini, P., Rohela, G. K., Aalum, K., Singh, G., Gnanesh, B. N., & Nabila Iliya, M. (2025). Remote sensing and artificial intelligence: revolutionizing pest management in agriculture. In *Frontiers in Sustainable Food Systems* (Vol. 9). Frontiers Media SA. <https://doi.org/10.3389/fsufs.2025.1551460>

- Balathandayutham, D. S., Ramalingam, K., Dhanaraju, M., Narayanasamy, C., & Shanmugam, K. (2025). Harnessing remote sensing for smart agriculture. In *Plant Science Today* (Vol. 12, Number 3). Horizon e-Publishing Group. <https://doi.org/10.14719/pst.9174>
- Bautista, A. S., Tarrazó-Serrano, D., Uris, A., Blesa, M., Estruch-Guitart, V., Castiñeira-Ibáñez, S., & Rubio, C. (2024). Remote Sensing Evaluation Drone Herbicide Application Effectiveness for Controlling *Echinochloa* spp. in Rice Crop in Valencia (Spain). *Sensors*, 24(3). <https://doi.org/10.3390/s24030804>
- Bulacio Fischer, P. T., Carella, A., Massenti, R., Fadhilah, R., & Lo Bianco, R. (2025). Advances in Monitoring Crop and Soil Nutrient Status: Proximal and Remote Sensing Techniques. In *Horticulturae* (Vol. 11, Number 2). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/horticulturae11020182>
- Chacón, H. (2022). Aplicación de la metodología multiespectral en agricultura de precisión para el desarrollo del cultivo de palma en el municipio de Río de Oro, Cesar en el año 2022.
- Cheng, R., Magney, T. S., Dutta, D., Bowling, D. R., Logan, B. A., Burns, S. P., Blanken, P. D., Grossmann, K., Lopez, S., Richardson, A. D., Stutz, J., & Frankenberg, C. (2020). Decomposing reflectance spectra to track gross primary production in a subalpine evergreen forest. *Biogeosciences*, 17(18), 4523–4544. <https://doi.org/10.5194/bg-17-4523-2020>
- Danylo, O., Pirker, J., Lemoine, G., Ceccherini, G., See, L., McCallum, I., Hadi, Kraxner, F., Achard, F., & Fritz, S. (2021). A map of the extent and year of detection of oil palm plantations in Indonesia, Malaysia and Thailand. *Scientific Data*, 8(1). <https://doi.org/10.1038/s41597-021-00867-1>
- Dou, J. P., Li, H., Pang, X. L., Zhang, C. N., Yang, T. H., & Jin, X. M. (2019). Research progress of quantum memory. In *Wuli Xuebao/Acta Physica Sinica* (Vol. 68, Number 3). Institute of Physics, Chinese Academy of Sciences. <https://doi.org/10.7498/aps.68.20190039>
- Gómez, N., Watson-Hernández, F., Rojas-Vásquez, R., & Quesada-Mora, Y. (2026). Estimación de la edad del cultivo de palma de aceite (*elaeis guineensis*) en función de índices de vegetación y humedad mediante imágenes satelitales y aprendizaje

---

automático. Revista Tecnología En Marcha.

<https://doi.org/10.18845/tm.v39i5.8514>

Hameed, R. S., Georg, L. E., & Sayyid, B. H. (2021). Modified Vegetation Detection Index Using Different-Spectral Signature. *Iraqi Journal of Science*, 62(11), 4208–4217. <https://doi.org/10.24996/ij.s.2021.62.11.38>

Hariyadi, Wahyudin, C. I., Haitami, A., Alatas, A., & Adwiyani, P. (2025). Dynamics of carbon stock and normalized difference vegetation index as indicators of oil palm(*Elaeisguineensis*Jacq.)productivity in peat ecosystem with compound NPK fertilizer application. *Journal of Ecological Engineering*, 26(9), 253–267. <https://doi.org/10.12911/22998993/205107>

Jhajharia, K., Sharma, N. V., & Mathur, P. (2025). A Machine Learning Model for Crop Yield Prediction Using Remote Sensing Data. *International Research Journal of Multidisciplinary Scope*, 6(2), 577–590. <https://doi.org/10.47857/irjms.2025.v06i02.03182>

Johnson, D. M., Rosales, A., Mueller, R., Reynolds, C., Frantz, R., Anyamba, A., Pak, E., & Tucker, C. (2021). Usa crop yield estimation with modis ndvi: Are remotely sensed models better than simple trend analyses? *Remote Sensing*, 13(21). <https://doi.org/10.3390/rs13214227>

Khan, N., Kamaruddin, M. A., Ullah Sheikh, U., Zawawi, M. H., Yusup, Y., Bakht, M. P., & Mohamed Noor, N. (2022). Prediction of Oil Palm Yield Using Machine Learning in the Perspective of Fluctuating Weather and Soil Moisture Conditions: Evaluation of a Generic Workflow. *Plants*, 11(13). <https://doi.org/10.3390/plants11131697>

Lang, P., Zhang, L., Huang, C., Chen, J., Kang, X., Zhang, Z., & Tong, Q. (2023). Integrating environmental and satellite data to estimate county-level cotton yield in Xinjiang Province. *Frontiers in Plant Science*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1048479>

Leisenheimer, L., Wellmann, T., Jänicke, C., & Haase, D. (2024). Monitoring drought impacts on street trees using remote sensing - Disentangling temporal and species-specific response patterns with Sentinel-2 imagery. *Ecological Informatics*, 82. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102659>

Liang, J., Ren, C., Li, Y., Yue, W., Wei, Z., Song, X., Zhang, X., Yin, A., & Lin, X. (2023). Using Enhanced Gap-Filling and Whittaker Smoothing to Reconstruct

- High Spatiotemporal Resolution NDVI Time Series Based on Landsat 8, Sentinel-2, and MODIS Imagery. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12(6). <https://doi.org/10.3390/ijgi12060214>
- Lu, J., Qi, Q., Zheng, G., Eitel, J. U. H., Zhang, Q., Zhang, J., Chen, S., Zhang, F., Fang, W., Guan, Z., & Chen, F. (2025). High-Throughput Field Phenotyping Using Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) for Rapid Estimation of Photosynthetic Traits. *Plant Phenomics*, 7(2). <https://doi.org/10.1016/j.plaphe.2025.100045>
- Luo, Y., Guan, K., Peng, J., Wang, S., & Huang, Y. (2020). STAIR 2.0: A generic and automatic algorithm to fuse modis, landsat, and sentinel-2 to generate 10 m, daily, and cloud-/gap-free surface reflectance product. *Remote Sensing*, 12(19), 1–21. <https://doi.org/10.3390/rs12193209>
- Mateo, A., Piles, M., Muñoz-Marí, J., Adsua, J. E., Pérez-Suay, A., & Camps-Valls, G. (2020). Synergistic integration of optical and microwave satellite data for crop yield estimation. *Remote Sensing of Environment*, 234. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111460>
- Nasir, S. B., Ang, M. L. E., Nath, T. K., Owen, J., Tritto, A., & Lechner, A. M. (2023). Modelling past and future land-use changes from mining, agriculture, industry and biodiversity in a rapidly developing Southeast Asian region. *Integrative Conservation*, 2(1), 43–61. <https://doi.org/10.1002/inc3.17>
- Nguyen, C., Sagan, V., Skobalski, J., & Severo, J. I. (2023). Early Detection of Wheat Yellow Rust Disease and Its Impact on Terminal Yield with Multi-Spectral UAV-Imagery. *Remote Sensing*, 15(13). <https://doi.org/10.3390/rs15133301>
- Patiño, D., Martínez, D., & Ruiz, J. (2023). ESTUDIO MULTITEMPORAL DE LA DISMINUCIÓN DE LOS ÍNDICES NDVI, NDWI, VIGOROSIDAD E INFRARROJO PARA EL CULTIVO DE PALMA DE ACEITE EN EL MUNICIPIO DE PUERTO LÓPEZ, DEPARTAMENTO DEL META, EN LOS AÑOS 2022 Y 2023.
- Phiri, D., Simwanda, M., Salekin, S., Nyirenda, V. R., Murayama, Y., & Ranagalage, M. (2020). Sentinel-2 data for land cover/use mapping: A review. In *Remote Sensing* (Vol. 12, Number 14). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/rs12142291>
- Priya, M. V., Kalpana, R., Pazhanivelan, S., Kumaraperumal, R., Ragunath, K. P., Vanitha, G., Nihar, A., Prajesh, P. J., & Vasumathi, V. (2023). Monitoring vegetation dynamics using multi-temporal Normalized Difference Vegetation

- Index (NDVI) and Enhanced Vegetation Index (EVI) images of Tamil Nadu. *Journal of Applied and Natural Science*, 15(3), 1170–1177. <https://doi.org/10.31018/jans.v15i3.4803>
- Radočaj, D., Jurišić, M., Plaščak, I., & Galić, L. (2026). Satellite Remote Sensing for Crop Yield Prediction: A Review. In *Agriculture (Switzerland)* (Vol. 16, Number 4). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/agriculture16040417>
- Shokati, H., Mashal, M., Noroozi, A., Mirzaei, S., Mohammadi-Doqozloo, Z., Nabiollahi, K., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Khosravani, P., Adhikari, R., Hu, L., & Scholten, T. (2025). Comparing UAV-Based Hyperspectral and Satellite-Based Multispectral Data for Soil Moisture Estimation Using Machine Learning. *Water (Switzerland)*, 17(11). <https://doi.org/10.3390/w17111715>
- Skakun, S., Kalecinski, N. I., Brown, M. G. L., Johnson, D. M., Vermote, E. F., Roger, J. C., & Franch, B. (2021). Assessing within-field corn and soybean yield variability from worldview-3, planet, sentinel-2, and landsat 8 satellite imagery. *Remote Sensing*, 13(5), 1–18. <https://doi.org/10.3390/rs13050872>
- Sousa, D., & Small, C. (2022). Linking Common Multispectral Vegetation Indices to Hyperspectral Mixture Models: Results from 5 nm, 3 m Airborne Imaging Spectroscopy in a Diverse Agricultural Landscape. <https://github.com/isofit/isofit>.
- Tamudo, E. (2025). APLICACIÓN DE DISPOSITIVOS UAV Y TÉCNICAS DE TELEDETECCIÓN ORIENTADAS AL ANÁLISIS DEL VIGOR VEGETAL POST-SEQUÍA EN UN BOSQUE DE PINUS PINASTER.
- Tan, X. J., Cheor, W. L., Yeo, K. S., & Leow, W. Z. (2022). Expert systems in oil palm precision agriculture: A decade systematic review. In *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences* (Vol. 34, Number 4, pp. 1569–1594). King Saud bin Abdulaziz University. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2022.02.006>
- Teodoro, P. E., Teodoro, L. P. R., Baio, F. H. R., Silva Junior, C. A., Santana, D. C., & Bhering, L. L. (2024). High-throughput phenotyping in maize and soybean genotypes using vegetation indices and computational intelligence. *Plant Methods*, 20(1). <https://doi.org/10.1186/s13007-024-01294-0>

- Watson, F., Gómez-Calderón, N., & da Silva, R. P. (2022). Oil Palm Yield Estimation Based on Vegetation and Humidity Indices Generated from Satellite Images and Machine Learning Techniques. *AgriEngineering*, 4(1), 279–291. <https://doi.org/10.3390/agriengineering4010019>
- Winfield, M. C., Wing, M. G., Wood, J. H., Graham, S., Anderson, A. M., Hawks, D. C., & Miller, A. H. (2025). Assessing Pacific Madrone Blight with UAS Remote Sensing Under Different Skylight Conditions. *Remote Sensing*, 17(18). <https://doi.org/10.3390/rs17183141>
- Xu, W., Chen, P., Zhan, Y., Chen, S., Zhang, L., & Lan, Y. (2021). Cotton yield estimation model based on machine learning using time series UAV remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 104. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102511>
- Yu, F., Wang, M., Xiao, J., Zhang, Q., Zhang, J., Liu, X., Ping, Y., & Luan, R. (2024). Advancements in Utilizing Image-Analysis Technology for Crop-Yield Estimation. In *Remote Sensing* (Vol. 16, Number 6). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/rs16061003>
- Zhao, P., Yan, Y., Jia, S., Zhao, J., & Zhang, W. (2025). Construction and Evaluation of a Cross-Regional and Cross-Year Monitoring Model for Millet Canopy Phenotype Based on UAV Multispectral Remote Sensing. *Agronomy*, 15(4). <https://doi.org/10.3390/agronomy15040789>